



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E CIÊNCIAS ATUARIAIS**

Carlos Henrique dos Santos Silva

**MODELO DE REGRESSÃO MÚLTIPLA PARA AVALIAÇÃO
DE IMÓVEIS NA CIDADE DE ARACAJU - SE**

**São Cristóvão - SE
2016**

Carlos Henrique dos Santos Silva

**MODELO DE REGRESSÃO MÚLTIPLA PARA
AVALIAÇÃO DE IMÓVEIS NA CIDADE DE ARACAJU -
SE**

Monografia apresentada ao Departamento de
Estatística e Ciências Atuariais como requi-
sito parcial à obtenção do título de Bacharel
em Estatística.

Orientador: Prof. Dr. José Rodrigo Santos Silva

Coorientador: Prof. Dr. Carlos Raphael Araújo Daniel

São Cristóvão - SE

2016

Carlos Henrique dos Santos Silva

MODELO DE REGRESSÃO MÚLTIPLA PARA AVALIAÇÃO DE IMÓVEIS NA CIDADE DE ARACAJU - SE

Monografia apresentada ao Departamento de Estatística e Ciências Atuariais como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Estatística.

Apresentada em:

17/10/2016

Banca Examinadora:

DocYouSigned by:

José Rodrigo Santos Silva

FC7B22DE46B94DD1

Prof. Dr. José Rodrigo Santos Silva
Orientador

DocYouSigned by:

Carlos Raphael Araújo Daniel

A8A6B07E13614934

**Prof. Dr. Carlos Raphael Araújo
Daniel**
1º Examinador

DocYouSigned by:

Evelyn Souza Chagas Oliveira

32DDC7201F69480C

Msc. Evelyn Souza Chagas Oliveira
2º Examinador

DocYouSigned by:

Hérica Santos da Silva

8A34AF9A52CB1915

Msc. Hérica Santos da Silva
3º Examinador

São Cristóvão - SE
2016

Agradecimentos

A conclusão de um curso de graduação pode representar, para muitos, mais uma etapa da vida acadêmica, mas para alguém vindo de uma família humilde do interior, que aos 14 anos de idade já trabalhava para ajudar na renda familiar, filho de pais separados, a obtenção do título de Bacharel em Estatística pela Universidade Federal de Sergipe, aos 23 anos de idade, é muito mais que isto: é um presente divino. Assim, não poderia deixar de agradecer, em primeiro lugar, a Deus pela Sua luz que sempre iluminou o meu caminho.

Minha mãe, Luzinete Pessoa dos Santos, mesmo separada, trabalhou dia e noite para sustentar uma família de 4 filhos, sacrificou-se para dar a melhor educação possível. Para ela as palavras não são suficientes para relatar o profundo sentimento de reconhecimento que trago em meu peito.

Agradeço do fundo do meu coração a minha Madrinha Tânia Shimmene que desde minha quinta série do ensino fundamental me incentivava todos os dias com suas sábias palavras.

Uma vez, em conversa com o professor Livio Fredson, sobre a possibilidade de ingressar na graduação, tomei conhecimento das dificuldades e sacrifícios que seriam necessários. Durante estes últimos cinco anos e pude comprovar suas palavras, com reflexos diretos para a minha família, que, por tantas vezes, também teve que sacrificar os seus finais de semana e dias festivos. Pela compreensão, força e muito amor da minha esposa Juliana Kátia e do meu filho Anthony Gabriel, a eles dedico esta monografia.

Agradeço aos meus irmãos mais velhos Orlando, Danúbia por todo o carinho e confiança que sempre depositaram em mim. A meu irmão Danilo Pessoa pelo apoio no início de tudo. Sem ele não teria conseguido nada.

Não podia esquecer de todos os meus amigos que sempre estiveram comigo desde o início de tudo que são eles: Daniel Francisco, Rick, Alberth Amorim, Johson, Pedro Feltrin, Magilla Mayllane, Flávio Ferreira, Rômulo Coutinho, Ginaldo, André, Alcidenison, Aires, Cléssia, Rafaela Cobaim, João Batistas, Amanda Feitosa, se eu esqueci algum nome não se preocupem vocês moram em meu coração.

Não posso finalizar meus agradecimentos sem agradecer à todos os professores do departamento de estatística e ciências atuárias, em especial a Professora Suzana Russo que desde o início da minha graduação me deu espaço para estudar junto com sua equipe de alunos pesquisadores. Quero agradecer ao meu orientador Professor José Rodrigo Santos Silva e meu coorientador Carlos Rafael Araújo Daniel por todo empenho e paciência.

Resumo

A presente monografia teve por finalidade apresentar uma metodologia, baseada em técnicas de análise de componentes principais (ACP) e modelo linear generalizado (MLG), para avaliação de imóveis residenciais urbanos no município de Aracaju-SE em função de suas características (variáveis). A metodologia foi aplicada a um conjunto de 212 apartamentos que estavam à venda nos sites imobiliários do município no ano de 2016. Foi empregado o método de pesquisa quantitativa empírica descritiva. Os métodos de seleção de variáveis Progressivo e Regressivo foram aplicados, obtendo-se os scores com que se trabalhou, para os quais todas as variáveis envolvidas no ajuste do modelo foram selecionadas, mostrando que todas contribuíram de forma significativa para o modelo. Para avaliar a capacidade de previsão do modelo doze observações que não fizeram parte do processo de ajuste foram utilizadas para realização de previsões. O modelo final apresentou um ajuste adequado aos dados e uma capacidade de previsão bastante satisfatória, tornando-se assim uma ferramenta adicional confiável para avaliação de imóveis urbanos no município.

Palavras-chave: Análise de componentes principais; Modelo linear generalizado; Imóveis; Modelagem; Previsão.

Abstract

This monograph aims to present a methodology based on principal component analysis techniques (ACP) and generalized linear model (GLM) for evaluation of urban housing in the municipality of Aracaju-SE due to its characteristics (variables). The methodology was applied to a set of 212 Apartment in the year 2016 that were for sale in the real estate of the city sites. It used the method of descriptive empirical quantitative research. Methods of selection of Progressive and Regressive variables were applied to obtain the scores, in which were worked out where all the variables involved in the model fit were selected, showing all contributed significantly to the model. To evaluate the model's predictive power, twelve observations that were not part of the model setting process were used for conducting forecasts. The final model showed an adequate fit to the data and a satisfactory prediction capability, thus making up a reliable additional tool for evaluating urban real estate in the city.

Keywords: Principal component analysis; A generalized linear model; Properties; Modeling; Prediction.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Gráficos box-plot das variáveis valor (A) e área (B).	43
Figura 2 – Histograma (A) e densidade da variável valor (B).	43
Figura 3 – Gráficos de barras das variáveis sala (A), garagem (B), banheiro (C), quarto (D) e cozinha (E).	45
Figura 4 – Gráfico de barras das variáveis zona (A) e posição (B).	46
Figura 5 – Gráfico de setores das variáveis: dependência (A), piscina (B), gourmet (C), suíte (D), salão (E), elevador (F) e guarita (G).	47
Figura 6 – Histograma da variável pavimento (A) e gráfico de barras da variável conservação (B).	48
Figura 7 – Gráficos de dispersão entre valor e as variáveis quantitativas explicativas.	50
Figura 8 – Gráficos box-plot entre valor e as variáveis: conservacao, posicao e zona.	51
Figura 9 – Gráficos box-plot entre valor e as variáveis qualitativas explicativas.	52
Figura 10 – Gráfico box-plot entre valor e a variável pavimento.	53
Figura 11 – Gráfico dos valores observados \times valores preditos de (valor) dividido por 1000.	57
Figura 12 – Gráfico dos Resíduos	57

Lista de tabelas

Tabela 1	–	Medidas de posição e dispersão das variáveis quantitativas contínuas. .	43
Tabela 2	–	Medidas de posição e de dispersão das variáveis quantitativas discretas.	44
Tabela 3	–	Matriz de correlações dois a dois - variáveis quantitativas.	49
Tabela 4	–	Análise de componentes principais dos apartamentos.	54
Tabela 5	–	Pesos das variáveis originais em cada uma das cinco componentes principais dos apartamentos.	55
Tabela 6	–	Ajuste do modelo linear generalizado para os apartamentos.	56
Tabela 7	–	Alguns Valores Observados e Preditos do Modelo.	58

Sumário

1	INTRODUÇÃO	17
2	OBJETIVOS	19
2.1	Objetivo Geral	19
2.2	Objetivos Específicos	19
3	REVISÃO TEÓRICA	21
3.1	Avaliação de Imóveis	21
3.2	Avaliação de Imóveis no Brasil	22
3.3	Método de Avaliação de Imóveis	22
3.4	Mercado de Trabalho da Avaliação de Imóveis	23
3.5	Valor	24
3.6	Trabalhos Correlatos e Descrição do Problema	24
4	MATERIAL E MÉTODOS	27
4.1	Coleta de Dados	27
4.2	Métodos	27
4.2.1	Análise de Componentes Principais	27
4.2.1.1	A Derivação Das Componentes Principais	28
4.2.1.2	Decomposição Da Variância Total	29
4.2.1.3	As Componentes Principais Corrigidas Pela Média	30
4.2.1.4	Os Pesos e Correlações Entre Variáveis e Componentes Principais	31
4.2.1.5	Análise dos Autovalores	32
4.3	Modelos de Regressão	32
4.3.1	Família Exponencial	33
4.3.2	Modelo Linear Generalizado	33
4.3.2.1	Definição	34
4.3.2.2	Ligações Canônicas	35
4.3.2.3	Função Desvio	35
4.3.2.4	Análise do Desvio	36
4.3.2.5	Função Escore e Informação de Fisher	37
4.3.2.6	Estimação de β	37
4.3.2.7	Estimação de ϕ	37
4.3.2.8	Estimação de Modelos	38
4.3.2.9	Teste de hipóteses	38
4.3.2.10	CrITÉrios de Seleção Dos Modelos	38

4.4	Teste de Normalidade	39
4.4.1	Teste Shapiro-Wilk	39
5	ANÁLISE DOS RESULTADOS	41
5.1	Análise exploratória de dados	41
5.1.1	Descrição da amostra	41
5.1.1.1	Variáveis quantitativas contínuas	42
5.1.1.2	Variáveis Quantitativas Discretas	44
5.1.1.3	Variáveis Qualitativas Nominais	46
5.1.1.4	Variáveis Qualitativas Ordinais	48
5.1.2	Análise De Associação Entre Variáveis	48
5.1.2.1	Variáveis Quantitativas	49
5.1.2.2	Variáveis Qualitativas	51
5.2	Análise de Componentes Principais	54
5.3	A modelagem Via MLG	55
6	CONCLUSÕES	59
	REFERÊNCIAS	61
	APÊNDICE A – DADOS	64
	APÊNDICE B – SCORES	74

1 Introdução

No Brasil, as publicações científicas sobre a determinação do valor de um imóvel ainda são escassas. A determinação do valor de um imóvel, seja para fins comerciais, de tributação ou outros, é feita através de inferência estatística ou de comparação de valor de mercado(DANTAS, 2005).

O valor de mercado do bem habitação é um parâmetro importante para tomada de decisão no setor público ou privado. Desta forma, é fundamental que se disponha de avaliações confiáveis. Por outro lado, a habitação é um bem composto por diversos serviços, chamados de serviços de habitação, correspondentes às suas características estruturais e locacionais, cujos preços individuais não são observados no mercado. O conhecimento do preço marginal que o consumidor está disposto a pagar por um determinado serviço de habitação, também chamado de preço implícito ou hedônico ², pode ser de grande interesse para o empreendedor, na medida em que pode ajudar na análise de custo-benefício, como também para elaboração e implantação de políticas habitacionais e urbanas, uma vez que, no longo prazo, são as preferências do consumidor que determinam a configuração das cidades (DANTAS; MAGALHÃES; VERGOLINO, 2007).

Grande parte dos municípios brasileiros avalia os imóveis através da planta de valores, lei pela qual os Municípios atribuem valores para o metro quadrado de terreno e de edificação através de tabelas com especificações gerais, baseadas no Cadastro Técnico Imobiliário, que em muitas vezes não são elaboradas de acordo com os métodos recomendados pela Norma Brasileira. Desta forma, os imóveis situados em um mesmo setor apresentam o mesmo valor por metro quadrado, independentemente de suas características individuais. O mercado imobiliário, por sua vez, reveste-se de características especiais, pois tanto é bem de uso, quanto de investimento, estando muitas vezes ligado a fenômenos culturais e sócio-econômicos. Assim a população de imóveis é muito heterogênea, gerando amostras heterogêneas. Essa heterogeneidade e as peculiaridades deste segmento implicam em que nem sempre é possível desenvolver um modelo único que seja totalmente representativo da realidade do conjunto de imóveis (MATTA, 2007).

O objetivo principal da Engenharia de Avaliações é a determinação técnica do valor de um bem, dos seus custos, frutos ou direitos sobre ele. Portanto, toda avaliação imobiliária baseia-se em quatro pilares fundamentais: o objetivo da avaliação, os informes sobre o imóvel avaliado, os informes do mercado e o tratamento científico aplicado a esses informes (DANTAS, 2005).

O mercado imobiliário é uma das áreas mais dinâmicas do setor econômico terciário, e as principais dificuldades para a avaliação dos bens advêm das características (atributos,

² Se diz de quem tem o prazer e a felicidade como bens supremos ou relacionado

variáveis) dos imóveis que são bastante heterogêneas e podem guardar relacionamentos entre si. A avaliação de imóveis, seja para a cobrança de impostos, venda, garantia em financiamentos ou outros, é feita, em geral, de forma subjetiva com base na experiência pessoal dos gerentes imobiliários e de outros profissionais, que comparam os dados do imóvel da transação com os de imóveis já negociados. (STEINER et al., 2008).

Pretende-se portanto, nesta monografia identificar quais variáveis serão tratadas através da Análise de Regressão, e que realmente são importantes para se obter um modelo matemático representativo do valor do bem o mais próximo possível da realidade mercadológica utilizando análise de regressão múltipla.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

Com base nas técnicas de análise multivariada propor um modelo linear generalizado que seja capaz de fazer previsão do valor de um apartamento levando em consideração os anúncios de internet, jornais e registros históricos (definidos em negócios concretizados anteriormente) de imóveis semelhantes coletados no ano de 2016 na cidade de Aracaju/SE .

2.2 Objetivos Específicos

- Fazer um estudo de caso do mercado imobiliário da cidade de Aracaju - SE, analisando apenas apartamentos.
- Fazer uma análise descritiva dos dados para se ter uma visão geral das características dos imóveis em estudo.
- Utilizar o métodos de análise de componentes principais nos dados coletados de forma a auxiliar na construção do modelo linear generalizado.
- Obter um modelo estatístico que represente o mercado analisado para poder prever o valor (preço) de mercado de um apartamento qualquer com a máxima precisão possível.

3 REVISÃO TEÓRICA

3.1 Avaliação de Imóveis

A avaliação de imóveis é uma especialidade da engenharia que reúne um conjunto amplo de conhecimentos na área de engenharia, estatística e arquitetura, bem como em outras áreas das ciências sociais, exatas e da natureza, com o objetivo de determinar tecnicamente o valor de um bem, de seus direitos, frutos e custo de produção (DANTAS, 2005).

A prática de avaliações serve para subsidiar tomadas de decisões a respeito de valores, custos e alternativas de investimentos, envolvendo bens de qualquer natureza, tais como: imóveis, máquinas e equipamentos, automóveis, móveis e utensílios, semoventes¹, culturas, jazidas, instalações, empresas, marcas, patentes, softwares, obras de arte, empreendimentos de base imobiliária como shopping centers, hotéis, parques temáticos, cinemas, casa de shows etc. (DANTAS, 2005).

A avaliação de imóveis é de grande interesse para os diversos agentes de mercado imobiliário tais como: imobiliárias, banco de crédito imobiliário, compradores ou vendedores de imóveis. Assim como para empresas seguradoras, para o poder judiciário, os fundos de pensão, os incorporadores, os construtores, prefeituras, investidores, etc (DANTAS, 2005).

Dantas (2005) define a engenharia de avaliações como uma parte da engenharia que reúne um conjunto de conhecimentos dessa área, da arquitetura e de outras (ciências sociais, exatas e da natureza), com o propósito de determinar, de uma forma técnica, o valor de um bem, de seus direitos, frutos e custos de reprodução, subsidiando tomadas de decisões a respeito de valores envolvendo bens de qualquer natureza. Pode ser praticada por engenheiros, arquitetos e agrônomos; cada um dentro de sua habilitação profissional conforme as leis do Conselho Federal de Engenharia e Arquitetura (CONFEA).

Os imóveis podem ser classificados quanto ao uso (residencial, comercial, industrial, institucional e misto); quanto à classe de imóvel (terreno, apartamento, casa, escritório, loja, galpão, vaga de garagem, misto, hotéis, hospitais, cinemas e teatros, clubes e recreativos); e quanto ao agrupamento (loteamento, condomínio de casas, prédio de apartamentos, conjunto habitacional, conjunto de salas comerciais, prédio comercial, conjunto de prédios comerciais, conjunto de unidades comerciais, shopping-centers e complexo industrial). (STEINER et al., 2008).

¹ De acordo com o dicionário Aurélio é a definição dada pelo Direito aos animais de bando (bovinos, ovinos, suínos, etc) que constituem patrimônio.

3.2 Avaliação de Imóveis no Brasil

Dantas (2005) fala que os primeiros trabalhos de avaliações que se tem conhecimento no Brasil foram publicados em revistas técnicas de engenharia, em São Paulo, entre 1918 e 1919. Em 1941, Luiz Carlos Berrini, engenheiro paulista, um dos principais precursores da Engenharia de Avaliações no Brasil, lançou o primeiro livro sobre o assunto.

A avaliação de imóveis é utilizada na grande maioria dos negócios, discussões e pendências interpessoais e sociais em nossas comunidades, tais como na compra ou na venda de casas, lojas comerciais, instalações industriais, aluguéis, na reavaliação de ativos de empresas, em atendimento à legislação vigente, na partilha oriunda de heranças ou divórcios, no lançamento de impostos, nas hipotecas imobiliárias, nas divergências que originam ações demarcatórias, possessórias, nas indenizações, nas desapropriações e servidões, enfim, em um número expressivo de ações oriundas de problemas inerentes aos relacionamentos humanos, onde o valor de um bem assume importância fundamental (DANTAS, 2005).

A avaliação de imóveis no Brasil tem evoluído bastante na última década, principalmente pela introdução da metodologia científica como ferramenta essencial de um trabalho avaliatório. Sistemas de Tratamentos de dados foram desenvolvidos, o que muito contribuiu para a prática de metodologia. Neste sentido, estima-se que o Brasil está entre os países mais desenvolvidos do mundo na matéria (DANTAS, 2005).

3.3 Método de Avaliação de Imóveis

As avaliações devem ser realizadas com base em normas técnicas da ABNT - Associação Brasileira de Normas Técnicas, através da aplicação de metodologia apropriada. A sua aplicação adequada exige, além dos conhecimentos necessários para elaboração do trabalho, dedicação, segurança, reserva, consciência, senso de justiça, ética profissional, insensação, competência, senso crítico, investigação, observação e criatividade (DANTAS, 2005).

Segundo a NBR-14.653-2 (2004), algumas atividades obrigatórias a serem realizadas pelo perito avaliador, independente do método de avaliação adotado, tendo em vista caracterizar o laudo, conforme definições da norma, a NBR-14.653-2 ainda cita alguns métodos para avaliação de imóveis que são eles:

Método Comparativo de Dados do Mercado: O método comparativo é o mais exato e importante, segundo determinação das normas da ABNT. Nada melhor do que consultar o mercado do bem por meio de tratamento técnico dos atributos dos elementos comparáveis, constituintes da amostra. Entretanto, há limitações quanto ao seu emprego, dado que podemos comparar imóveis residenciais, tais como casas ou apartamentos, com

relativa facilidade ou os imóveis comerciais, tais como salas e lojas, o que não ocorre quando se trata de avaliação de imóveis industriais (NBR-14.653-2, 2004);

Método Evolutivo: É um método analítico que consiste na obtenção do valor do imóvel por meio do cálculo direto ou indireto dos valores do terreno e das benfeitorias, devendo ser considerada, também, a conjuntura do mercado com o emprego do fator de comercialização. Em geral, utiliza-se este procedimento quando da avaliação de imóveis industriais, dado que as plantas industriais guardam poucas semelhanças entre si, o que inviabiliza a utilização do método comparativo direto para formar o valor do imóvel (NBR-14.653-2, 2004);

Método involutivo: O Método Involutivo serve para avaliar terrenos que são fora do comum e que não têm parâmetros de comparação. É um estudo de viabilidade técnico econômico para apropriação do valor correspondente ao terreno urbano bruto, não construído, alicerçado no seu aproveitamento eficiente, mediante empreendimento imobiliário futuro (NBR-14.653-2, 2004);

Método da Capitalização da Renda: Apropria os valores aos imóveis com base na capitalização presente da sua renda líquida, real ou presumida. Seus aspectos fundamentais são a determinação do período de capitalização e a taxa de desconto a ser utilizada, que devem ser justificadas pelo perito avaliador (NBR-14.653-2, 2004);

Critério Residual: Em se tratando de avaliação de terrenos, caso seja constatada a ausência de terrenos nus, pode ser admitido calcular o valor do terreno incorporado por meio do critério residual, que consiste na definição do valor correspondente ao terreno por diferença entre o valor total do imóvel e o das benfeitorias (NBR-14.653-2, 2004);

Conjugação de métodos: Na avaliação de um imóvel poderá ser utilizada a conjugação de métodos, calculando-se de forma direta ou indireta, os valores do terreno e da construção ou benfeitorias, devendo ser consideradas, também, as condições do mercado, com o emprego do fator de comercialização. Na impossibilidade da aplicação das metodologias citadas, é facultado o emprego de outro procedimento que vise representar um cenário provável do mercado vigente de imóveis urbanos semelhantes ao imóvel avaliando, desde que seja explicitado no laudo de avaliação o motivo do não atendimento aos critérios normativos - sua utilização seja justificada (NBR-14.653-2, 2004).

3.4 Mercado de Trabalho da Avaliação de Imóveis

Existe um vasto mercado de trabalho, formado tanto pelo setor público quanto pelo setor privado, destacando-se entre eles o poder judiciário. Neste último, para cada causa na justiça que envolva valor, são necessários três avaliadores de imóveis: um perito do juízo e dois assistentes técnicos, um para o réu e outro para o autor da ação. Atualmente,

com a política de terceirização das empresas, abre-se ainda mais o mercado de trabalho neste setor. Somente a Caixa Econômica Federal contratou 300.000 avaliações no ano de 1997. Com a globalização da economia, o mercado de trabalho de avaliações transcendeu as fronteiras nacionais, não sendo raro empresas brasileiras participarem de concorrências para realização de serviços desta natureza em países da Europa e das Américas ([DANTAS, 2005](#)).

3.5 Valor

De acordo com Ayres ([1996](#)), atribui-se valor a tudo aquilo que é útil ou escasso. Cabe à avaliação traduzir essa utilidade ou escassez numa quantia monetária e associá-la a uma necessidade ou desejo de possuir um bem.

Fiker ([1997](#)) também definiu o valor como a relação entre a intensidade das necessidades econômicas humanas, objetivas ou subjetivas, e a quantidade de bens disponíveis para atendê-las.

Desta forma, o termo valor, quando desprovido de qualquer qualificativo, significará sempre o determinado pela lei da oferta e da procura, sendo também denominado valor de mercado ou valor venal. Ou seja, é o valor pelo qual se realizaria uma transação de compra e venda entre partes, desejosas mas não obrigadas à transação, ambas perfeitas conhecedoras do imóvel e do mercado e admitido um prazo razoável para se encontrarem. Entretanto, quando a finalidade da avaliação assim exigir, poderão ser identificados outros valores diferentes daquele de mercado, tais como: valor patrimonial, valor em risco, valor de liquidação forçada, valor de desmonte, entre outros ([FLORENCIO, 2010](#)).

Vários tipos de valores podem ser atribuídos a um bem (Venal, Comercial, de Mercado, etc). Estas atribuições são impostas pelo mercado que determina o valor pela lei da oferta e da procura. Assim, o valor de mercado é o preço determinado por um vendedor e pago por um comprador a um bem, sem coação de ambos os lados ([AYRES, 1996](#)).

O valor de um imóvel depende diretamente das características do entorno, tais como: tipos de imóveis existentes, ruas, utilidades, conveniências. Mais que com o entorno imediato, o imóvel relaciona-se com a cidade inteira. Todavia, nem o declínio econômico de uma cidade afeta todas as suas partes igualmente ([CAN, 1990](#)).

3.6 Trabalhos Correlatos e Descrição do Problema

A literatura internacional considera a importância do problema espacial na modelagem de preços hedônicos, como também na avaliação do bem habitação, e vem trabalhando no tema de diversas formas. Basu e Thibodeau ([1998](#)), por exemplo, utilizam covariogra-

mas e semicovariogramas para testar os efeitos espaciais; Can (1990) utiliza um índice de vizinhança construído a partir de análises fatoriais.

Nghiep & Al (2001), comparam o desempenho preditivo de Redes Neurais Artificiais com a Análise de Regressão Múltipla para a venda de casas de família. Diversas comparações foram feitas entre os dois modelos, nas quais foram variados: o tamanho da amostra de dados, a especificação funcional e a predição temporal.

Já no trabalho de Michael et al. (2009), os autores examinam o efeito que a vista de um lago (Lago Erie, E.U.A.) tem sobre o valor de uma casa. No estudo, foram levados em consideração os preços baseados na transação das casas (preço de mercado). Os resultados indicam que além da variável vista, a qual se apresenta significativamente mais importante que as demais, também a área construída e o tamanho do lote são importantes.

Dantas et al. (2001) fizeram o primeiro trabalho relacionado ao tema de avaliações de imóveis no Brasil, no qual procurou incorporar a questão espacial à avaliação de imóveis. Mais especificamente, tal estudo estima um modelo espacial para uma região da cidade do Recife, com uma amostra de apartamentos situados em 59 edifícios residenciais, distribuídos em quatro bairros e encontra indicações de autocorrelação espacial.

O trabalho de Souto & Gonzales. (1999) comparava a técnica de regressão linear e redes neurais artificiais para realizar a estimativa do custo de venda e de aluguel de imóveis em Porto Alegre, RS. Foram avaliados dois bancos de dados: 1.600 imóveis ofertados para venda com 20 atributos cada e 500 imóveis ofertados para aluguel com 85 atributos cada. Do total destes atributos, apenas seis foram selecionados para treinamento dos modelos.

Guedes (2001) apresenta duas ferramentas ao engenheiro de avaliações: modelos lineares generalizados e Redes Neurais aplicadas a 50 lotes urbanos de três bairros da cidade de Recife, PE.

Pelli Neto & Zárate (2003) também fizeram um estudo comparativo do uso de redes neurais e análise de regressão múltipla para estimação do valor de venda de imóveis, referente à oferta de 172 apartamentos de média e baixa renda do mercado imobiliário de Belo Horizonte, MG.

Brondino (1999) apresentou um trabalho utilizando redes neurais na determinação da influência da variável acessibilidade no valor de lotes urbanos, comparando-as com o modelo de regressão múltipla, em duas cidades do interior de São Paulo (São Carlos e Araçatiguama). A referida variável apresentou um peso superior a 34% no preço final do imóvel.

Steiner et al. (2008) usam a aplicação da metodologia de avaliações de imóveis urbanos nas classes de apartamentos, residências e terrenos da cidade de Campo Mourão, PR. A amostra foi constituída por 119 imóveis (classes), sendo 44 da classe de apartamentos, 51 da classe de residências e 24 da classe de terrenos. Utilizou os métodos de análise de

agrupamento, fatorial, componentes principais e regressão linear, com o intuito de estimar preços de imóveis que seriam colocados à venda.

Dantas (2007) utilizou a metodologia de Regressão hedônica para determinar os preços no mercado de imóveis do Recife, utilizando uma amostra de 232 imóveis de diversos bairros da cidade. Os resultados encontrados estão de acordo com a literatura em termos de sinais dos coeficientes.

Florêncio (2010), comparou características de modelos GAMLSS, bem como os ajustes realizados entre os modelos estimados via CNLRM, GLM e GAMLSS para o mesmo conjunto de dados. Na análise empírica considerou como variável resposta o preço unitário do terreno e como variáveis independentes as características estruturais, locacionais e econômicas inerentes ao imóvel. Diante disto e com base numa amostra de 2109 observações de terrenos urbanos situados na cidade de Aracaju-SE, relativas aos anos de 2005, 2006 e 2007 obteve a preponderância do modelo GAMLSS foi o valor obtido do pseudo-R² (0.817) comparativamente àqueles obtidos via CNLRM (0.667) e GLM (0.672).

4 MATERIAL E MÉTODOS

4.1 Coleta de Dados

O conjunto de dados utilizado é composto de 212 (duzentos e doze) observações de apartamentos urbanos situados na cidade de Aracaju-SE e são provenientes de coleta junto à empresas imobiliárias, corretores autônomos.

4.2 Métodos

Inicialmente, fez-se uma análise descritiva dos dados para se ter uma visão geral das características das variáveis em estudo. Em seguida, aplicou-se a análise de componentes principais com o objetivo de substituir os valores das variáveis originais pelos escores das componentes principais e contornar o possível problema da multicolinearidade. Finalmente, foi ajustado um modelo linear generalizado.

4.2.1 Análise de Componentes Principais

Análise de componentes principais inclui um conjunto de técnicas estatísticas cujo objetivo é transformar ou descrever de forma linear um conjunto de p variáveis em um conjunto com um número menor (k) de variáveis não-correlacionadas, que explica uma parcela substancial das informações do conjunto original. As p variáveis originais (X_1, \dots, X_p) são transformadas em p variáveis (Y_1, \dots, Y_p) denominadas componentes principais, de modo que Y_1 é a componente que explica a maior parte da variabilidade dos dados, Y_2 explica a segunda parcela e assim sucessivamente (BARROSO; ARTES, 2003).

Tem como principais objetivos:

- redução da dimensionalidade dos dados;
- obtenção de combinações interpretáveis das variáveis;
- descrição e entedimento da estrutura de correlação das variáveis.

A análise é realizada com base no intuito de resumir o padrão de correlação entre as variáveis e com chances de obter novos conjuntos livres de correlação uns com os outros. Algebricamente, as componentes principais são combinações lineares das variáveis originais. Geometricamente, são coordenadas dos pontos amostrais em um sistema de eixos obtidos pela rotação do eixos originais, na direção da variabilidade máxima dos dados (BARROSO; ARTES, 2003).

4.2.1.1 A Derivação Das Componentes Principais

As demonstrações deste capítulo são baseadas no livro de Reis et al. (2001), no qual maiores detalhes podem ser encontrados. O objetivo é encontrar um novo conjunto de variáveis (Y_1, \dots, Y_p) , não correlacionadas entre si e cujas variâncias decresçam da primeira para a última, isto é

$$Var[Y_1] \geq Var[Y_2] \geq \dots \geq Var[Y_p]. \quad (4.1)$$

Cada nova variável Y_j pode ser tomada como uma combinação linear de X

$$Y_j = a_{1j}X_1 + a_{2j}X_2 + \dots + a_{pj}X_p = \underline{a}'_j \underline{X} \quad (4.2)$$

sendo $\underline{a}'_j = [a_{1j} \ a_{2j} \ \dots \ a_{pj}]$ um vetor de constantes tais que

$$\underline{a}'_j \underline{a}_j = \sum_{i=1}^p a_{ij}^2 = 1 \text{ e } \underline{a}'_j \underline{a}_r = 0 \quad (4.3)$$

para $j \neq r, j, r = 1, 2, \dots, p$.

Encontra-se a primeira componente Y_1 , utilizando o vetor de constantes \underline{a}_1 de modo que Y_1 tenha a máxima variância possível. A grosso modo, escolhe-se \underline{a}_1 de maneira a maximizar a variância de Y_1 ($\underline{a}'_1 \underline{X}$) e analisar as restrições: $\underline{a}'_1 \times \underline{a}_1 = 1$ e $\underline{a}'_1 \times \underline{a}_j = 0$ para $j = 2, 3, \dots, p$.

A segunda componente é derivada de modo idêntico: escolhendo \underline{a}_2 tal que Y_2 tenha variância ortogonal à primeira componente Y_1 . Continuando o mesmo processo, encontrar-se-ão Y_1, Y_2, \dots, Y_p , todas não correlacionadas entre si e com variância decrescente.

Inicia-se, então a $Var[Y_1]$ sujeita à restrição $\underline{a}'_1 \times \underline{a}_1 = 1$. A função objetivo será,

$$Var[Y_1] = Var[\underline{a}'_1 \underline{X}] = \underline{a}'_1 \sum \underline{a}_1 \quad (4.4)$$

Para maximizar uma função de várias variáveis sujeita a uma ou mais restrições utiliza-se o método dos multiplicadores de Lagrange. A aplicação deste método resulta na definição da equação característica \sum ,

$$[\sum - \lambda'] \underline{a}_1 = \underline{0}. \quad (4.5)$$

Para que a Equação 4.5 tenha uma solução para \underline{a}_1 que não seja a solução nula, é necessário que a matriz $[\sum - \lambda']$ seja singular, isto é,

$$|\sum - \lambda'| = 0 \quad (4.6)$$

e neste caso, existirá uma solução não nula para \underline{a}_1 se e somente se λ for um autovalor de \sum . Mas \sum , sendo uma matriz semidefinida positiva, poderá ter até p valores próprios, todos eles não negativos, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$. Desta forma para determinar o λ basta considerar

que se pretende maximizar a variância da primeira componente λ_1 , e demonstrar se é igual ao autovalor de λ , isto é:

$$Var[\underline{a}'_1 \underline{X}] = \underline{a}'_1 \sum \underline{a} = \underline{a}'_1 (\lambda \text{ ' } \underline{a}_1) = \lambda (\underline{a}'_1 \text{ ' } \underline{a}_1) = \lambda (\underline{a}'_1 \underline{a}_1) = \lambda \quad (4.7)$$

assim, o autovalor a escolher deverá ser o maior, isto é, λ_1 . A primeira componente principal é $\underline{a}'_1 \underline{X}$, terá coeficientes correspondentes ao autovalor \underline{a}_1 associado ao maior elevado (λ_1) da matriz \sum . A segunda componente será derivada identicamente, agora com duas restrições. À primeira restrição: $\underline{a}'_1 \times \underline{a}_2 = 1$, deverá ser ainda adicionada a restrição de que Y_1 e Y_2 , as duas primeiras componentes principais, não poderão estar correlacionadas:

$$Cov(Y_1, Y_2) = Cov(\underline{a}'_2 \underline{X}, \underline{a}'_1 \underline{X}) = E[\underline{a}'_2 (\underline{X} - \underline{\mu})(\underline{X} - \underline{\mu})' \underline{a}_1] = \underline{a}'_2 \sum \underline{a}_1 = 0 \quad (4.8)$$

mas

$$\sum \underline{a}_1 = \lambda \underline{a}_1 \quad (4.9)$$

então

$$(\underline{a}'_2 \lambda \underline{a}_1) = 0 \Leftrightarrow \underline{a}'_2 \underline{a}_1 = 0 \quad (4.10)$$

isto é, \underline{a}_2 e \underline{a}_1 deverão ser ortogonais. por \sum ser uma matriz simétrica, a restrição de normalidade de autovalores diferentes assegura, que esses vetores sejam ortogonais entre si. Desta forma, a segunda componente Y_2 será encontrada a partir de \underline{a}_2 , o autovetor associado ao segundo autovalor mais elevado e, em termos gerais, a j -ésima componente principal será encontrada a partir do autovetor associado ao j -ésimo autovalor da matriz de variância e covariância \sum (REIS et al., 2001).

4.2.1.2 Decomposição Da Variância Total

Seja \mathbf{A} a matriz dos vetores próprios

$$A = [\underline{a}_1, \underline{a}_2, \dots, \underline{a}_p] \quad (4.11)$$

e \underline{Y} o vetor das componentes principais. Então

$$\underline{Y} = A' \underline{X} \quad (4.12)$$

e a matriz de variância/covariância de Y será,

$$Var[\underline{Y}] = A' \sum A = \Lambda \quad (4.13)$$

sendo

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_p \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

ou ainda

$$\Sigma = \mathbf{A} \times \Lambda \times \mathbf{A}' \quad (4.15)$$

uma vez que \mathbf{A} é uma matriz ortogonal tal que $\mathbf{A} \times \mathbf{A}' = \mathbf{I}$. vimos já anteriormente que os autovalores podem ser interpretados como variância das respectivas componentes principais. A soma destas variâncias é

$$\sum_{j=1}^p \text{Var}[Y_j] = \sum_{j=1}^p \lambda_j = (\Lambda)^t \quad (4.16)$$

por outro lado,

$$\text{tr}(\Lambda) = \text{tr}(\mathbf{A}' \Sigma \mathbf{A}) = \text{tr}(\Sigma \mathbf{A} \mathbf{A}') = \text{tr}(\Sigma) = \sum_{i=1}^p \text{Var}[X_i] \quad (4.17)$$

ou seja, a soma das variâncias das variáveis originais X_i é igual à soma das variâncias das componentes principais Y_j . Conclui-se que a j -ésima componente explica

$$\frac{\lambda_j}{\sum_{j=1}^p \lambda_j} \quad (4.18)$$

da variação total original, e ainda que as primeiras m componentes explicam

$$\frac{\sum_{j=1}^m \lambda_j}{\sum_{j=1}^p \lambda_j} \quad (4.19)$$

da variância.

4.2.1.3 As Componentes Principais Corrigidas Pela Média

Seja \underline{X} um vetor com média $\underline{\mu}$ e matriz de variância Σ , a transformação das componentes \underline{Y} terá uma média diferente de 0. Reis et al.(2001) diz que é comum adicionar um vetor de constantes apropriada para que as componentes tenham média nula. A transformação passa então a ser:

$$\underline{Y} = \mathbf{A}'(\underline{X} - \underline{\mu}). \quad (4.20)$$

para cada elemento r , o vetor das componentes principais serão os valores

$$y_r = \mathbf{A}'(\underline{x}_r - \underline{\mu}). \quad (4.21)$$

e são chamados de scores das componentes para esse mesmo elemento. Com esta transformação, os resultados mais importantes a que se chega são:

- 1) $E[Y_j] = 0$
- 2) $V[Y_j] = \lambda_j$

- 3) $Cov[Y_i, Y_j] = 0$ se $i \neq j$
- 4) $Var[Y_1] \geq Var[Y_2] \geq \dots \geq Var[Y_p] \geq 0$
- 5) $\sum_{j=1}^p Var[Y_j] = \Sigma'$
- 6) $\prod_{j=1}^p Var[Y_j] = |\Sigma|$.

4.2.1.4 Os Pesos e Correlações Entre Variáveis e Componentes Principais

Quando se apresenta os resultados da análise das componentes principais é normal apresentar, em vez dos autovetores \underline{a}_j , os seus transformados

$$\underline{a}_j^* = \lambda_j^{1/2} \underline{a}_j \quad (j = 1, 2, \dots, p). \quad (4.22)$$

Estes vetores são tais que a soma dos quadrados dos seus elementos são iguais ao correspondente autovalor de λ_j e não igual a 1, uma vez que

$$(\underline{a}_j^*)' \underline{a}_j^* = (\lambda_j^{1/2} \underline{a}_j)' (\lambda_j^{1/2} \underline{a}_j) = \lambda_j \underline{a}_j' \underline{a}_j = \lambda_j. \quad (4.23)$$

Generalizando temos

$$\mathbf{C} = [\underline{a}_1^* \ \underline{a}_2^* \ \dots \ \underline{a}_p^*] \quad (4.24)$$

então

$$\mathbf{C} = \mathbf{A} \times \Lambda^{1/2} \quad (4.25)$$

e

$$\mathbf{R} = \mathbf{C} \times \mathbf{C}'. \quad (4.26)$$

Deste modo as componentes refletem corretamente a proporção de variância explicada pelos dados correspondentes.

Os vetores \underline{j}^* podem ser interpretados corretamente de duas maneiras: são vetores de loadings ou pesos das variáveis iniciais nos fatores respectivos e, simultaneamente, os seus elementos medem as correlações entre as componentes e as variáveis originais padronizadas.

$$Cov(Y_j, X_i) = Cov\left(Y_j, \sum_{j=1}^p a_{ij} Y_j\right) = a_{ij} Var(Y_j) = a_{ij} \lambda_j \quad (4.27)$$

$$Correlação(Y_j, X_i) = \frac{Cov(Y_j, X_i)}{\sqrt{Var(Y_j) \times Var(X_i)}} = \frac{\lambda_j a_{ij}}{\lambda_j^{1/2}} = a_{ij} \lambda_j^{1/2}. \quad (4.28)$$

Tais correlações que nos permitem interpretar as componentes principais em função da variáveis com as quais se encontram mais correlacionadas. A soma dos quadrados dos pesos das variáveis para cada fator (soma de coluna) dá-nos o autovalor da componente,

enquanto que a soma dos quadrados dos pesos dos fatores, para cada variável (soma de linha) nós dá a proporção da variância de cada variável explicada pelas componentes principais retida e representada por (h_i) e será igual a 1 se sofrerem consideradas todas as componentes.

$$\lambda_j = \sum_{i=1}^p a_{ij}^{*2} \quad (4.29)$$

$$h_j = \sum_{j=1}^m a_{ij}^{*2} \quad (4.30)$$

com $m \leq p$.

4.2.1.5 Análise dos Autovalores

Se alguma das variáveis iniciais for linearmente dependente das outras, alguns dos autovalores serão nulos e a matriz de correlação terá uma característica $m < p$. Quando isso acontecer, a variância total poderá ser explicada pelas m componentes principais. Entretanto, a existência de dependência linear exata é rara, a não ser que se introduzam, propositalmente, variáveis redundantes. Por isso, retirar estas componentes da análise não implica uma perda significativa de informações (REIS et al., 2001).

Em troca, reduz-se a dimensão dos dados e os resultados tornam-se mais simples e de interpretação mais clara. Um dos critérios mais utilizados para seleção das componentes principais é o de Kaiser (1958) no qual fala que: Excluir as componentes cujos autovalores são inferiores à média, isto é menos que 1 se a análise for feita a partir de uma matriz de correlação.

4.3 Modelos de Regressão

Nelder & Wedderburn (1972), propuseram os Modelos Lineares Generalizados (MLGs), que são uma extensão dos modelos clássicos.

A idéia básica consiste em abrir o leque de opções para a distribuição da variável resposta, permitindo que a mesma pertença à família exponencial de distribuições, bem como dar maior flexibilidade para a relação funcional entre a média da variável resposta (μ) e o preditor linear η . A ligação entre a média e o preditor linear não é necessariamente a identidade, podendo assumir qualquer forma monótona não-linear (NELDER, 1972).

Nelder & Wedderburn (1972) propuseram também um processo iterativo para a estimação dos parâmetros e introduziram o conceito de desvio que tem sido largamente utilizado na avaliação da qualidade do ajuste dos MLGs, bem como no desenvolvimento de resíduos e medidas de diagnóstico.

4.3.1 Família Exponencial

Cordeiro & Demétrio (2008) definem a família exponencial como um conjunto de distribuições com características similares cuja função densidade pode ser escrita na seguinte forma

$$f(x; \theta) = h(x) \exp[\eta(\theta) t(x) - b(\theta)], \quad (4.31)$$

cuja função $\eta(\theta)$, $b(\theta)$, $t(x)$ e $h(x)$ possuem valores em subconjuntos dos reais. As funções $\eta(\theta)$, $b(\theta)$ e $t(x)$ não são únicas. Como por exemplo, $\eta(\theta)$ pode ser multiplicada por uma constante k e $t(x)$ pode ser dividida pela mesma constante.

4.3.2 Modelo Linear Generalizado

Cordeiro & Demétrio (2008) dizem também que a seleção de modelo é uma parte importante de toda pesquisa, envolve a procura de um modelo o mais simples possível, razoável, que descreva bem os dados observados. Na maior parte das situações pode-se pensar na variável resposta consistindo de duas partes distintas:

1º) **um componente sistemático**, que é estabelecido durante o planejamento (fundamental para a obtenção de conclusões confiáveis) do experimento, resultando em modelos de regressão (linear simples, múltipla, não linear etc), de análise de variância (delineamentos inteiramente casualizados, blocos casualizados, quadrados latinos com estrutura de tratamentos fatorial, parcelas subdivididas etc) e de análise de covariância;

2º) **um componente aleatório**, que é estabelecido assim que são definidas as medidas a serem feitas, que podem ser contínuas ou discretas, exigindo o ajuste de distribuições diferentes. Um mesmo experimento pode envolver medidas de diferentes tipos, como por exemplo, dados de altura, número de lesões e proporção de plantas doentes.

No modelo linear clássico tem-se,

$$\mathbf{Y} = \mu + \epsilon \quad (4.32)$$

sendo, \mathbf{Y} o vetor, de dimensões $n \times 1$, da variável resposta, $\mu = E(\mathbf{Y}) = \mathbf{X} \beta$ o componente sistemático, \mathbf{X} a matriz, de dimensões $n \times p$, do modelo, $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)^T$ o vetor dos parâmetros, $\epsilon = (\epsilon_1, \dots, \epsilon_p)^T$, o componente aleatório com $\epsilon \sim N(0, \sigma^2)$, $i = 1, \dots, n$. Em muitos casos, porém, essa estrutura aditiva entre o componente sistemático e o componente aleatório não é satisfeita. Além disso, não há razão para se restringir à estrutura simples dada por μ para o componente sistemático e nem para se restringir à $\mu = E(Y) = X\beta$ distribuição normal para o componente aleatório e à suposição de homogeneidade de variâncias (DEMÉTRIO, 2002).

4.3.2.1 Definição

Sejam Y_1, \dots, Y_n variáveis aleatórias independentes, cada uma com função densidade ou função de probabilidades na forma dada abaixo:

$$f(Y_i; \theta_i; \phi) = \exp[\phi\{y_i\theta_i - b(\theta_i)\} + c(y_i, \phi)] \quad (4.33)$$

em que $b(\cdot)$ e $c(\cdot)$ são funções conhecidas, podemos mostrar sob as condições usuais de regularidade

$$E \left\{ \frac{\partial \log f(Y_i; \theta_i; \phi)}{\partial \theta_i} \right\} = 0 \quad (4.34)$$

e

$$E \left\{ \frac{\partial^2 \log f(Y_i; \theta_i; \phi)}{\partial \theta_i^2} \right\} = -E \left\{ \left[\frac{\partial \log f(Y_i; \theta_i; \phi)}{\partial \theta_i} \right]^2 \right\} \quad (4.35)$$

\forall_i , que $E(Y_i) = \mu_i = b'(\theta_i)$ e $Var(Y_i) = \phi^{-1}V\mu_i$, em que $V_i = V(\mu_i) = d\mu_i/d\theta_i$ é a função de variância de $\phi^{-1} > 0$ é o parâmetro de dispersão. A função de variância desempenha um papel fundamental na família exponencial, uma vez que a mesma caracteriza a distribuição. Isto é, dada a função de variância, tem-se uma classe de distribuições correspondentes, e vice-versa. Essa propriedade permite a comparação de distribuições através de testes simples para a função de variância. Para ilustrar, a função de variância definida por $V\mu_i = \mu(1 - \mu)$, $0 < \mu < 1$, caracteriza a classe de distribuições binomiais com probabilidades de sucesso (μ ou $1 - \mu$) (PAULA, 2004).

Uma propriedade interessante envolvendo a distribuição de Y e a função de variância é a seguinte: $\sqrt{\phi}(Y - \mu) \rightarrow_d N(0, V'(\mu_i))$, quando $\phi \rightarrow \infty$ ou seja, para ϕ grande Y segue distribuição aproximadamente normal de média μ e variância $\phi^{-1}V(\mu_i)$. Os modelos lineares generalizados são definidos pela Equação 4.33 e pela parte sistemática

$$g(\mu_i) = \eta_i, \quad (4.36)$$

sendo que $\eta_i = X_i^T \beta$ é o preditor linear, $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)^T$ e $p < n$, é um vetor de parâmetros desconhecidos a serem estimados $X_i = (X_{i1}, \dots, X_{ip})^T$ representa os valores de variáveis explicativas e $g(\cdot)$ é uma função monótona e diferenciável, denominada função de ligação (PAULA, 2004). Apresentamos a seguir o caso particular da Distribuição Gama.

Seja Y uma variável aleatória com distribuição gama de média μ e coeficiente de variação $\phi^{-1/2}$, denotamos $Y \sim G(\mu, \phi)$. A função densidade de Y é dada por

$$\frac{1}{\Gamma(\phi)} \left(\frac{\phi y}{\mu} \right)^\phi \exp \left(-\frac{\phi y}{\mu} \right) d(\log y) = \exp[\phi\{(-y/\mu) - \log \mu\} - \log \Gamma(\phi) + \phi \log(\phi y) - \log y], \quad (4.37)$$

em que $y > 0, \phi > 0, \mu > 0$ e $\Gamma(\phi) = \int_0^\infty t^{\phi-1} dt$ é a função gama. assim, fazendo $\theta = -1/\mu$, $b(\theta) = -\log(-\theta)$ e $c(y, \phi) = (\phi - 1)\log y + \phi \log \phi - \log \Gamma(\phi)$, assim satisfazendo a Equação 4.33 (PAULA, 2004).

Para $0 < \phi < 1$ a densidade da gama tem uma *pole* na origem e decresce monotonicamente quando $y \rightarrow \infty$. A exponencial é um caso especial quando $\phi = 1$. Para $\phi > 1$ a função densidade assume zero na origem, tem um máximo em $y = \frac{\phi\mu - \mu}{\phi}$ depois decresce para $y \rightarrow \infty$. A χ^2 é um outro caso especial quando $\phi = k/2$ e $\mu = k$. A distribuição normal é obtida fazendo $\phi \rightarrow \infty$. Isto é, quando ϕ é grande $Y \sim N(\mu, \phi^{-1}V(\mu\mu_i))$. Temos que $\phi = E^2(Y)/Var(Y)$ é o inverso do coeficiente de variação da Y ao quadrado, ou seja, $\phi = 1/(CV)^2$, em que $CV = \sqrt{Var(Y)}/E(Y)$. A função de variância da gama é dada por $V(\mu\mu_i) = \mu^2$ (PAULA, 2004).

4.3.2.2 Ligações Canônicas

Supondo ϕ conhecido, o logaritmo da função de verossimilhança de um modelo linear generalizado com respostas independentes pode ser expresso na forma

$$L(\beta; y) = \sum_{i=1}^n \phi \{y_i \theta_i - b(\theta_i)\} + \sum_{i=1}^n c(y_i, \phi). \quad (4.38)$$

Um caso particular importante ocorre quando o parâmetro canônico (θ) coincide com o preditor linear, isto é, quando $\theta_i = \eta_i = \sum_{j=1}^p x_{ij}\beta_j$. Nesse caso, $L(\beta)$ é dado por

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n \phi \left\{ y_i \sum_{j=1}^p x_{ij}\beta_j - b \left(\sum_{j=1}^p x_{ij}\beta_j \right) \right\} + \sum_{i=1}^n c(y_i, \phi). \quad (4.39)$$

Definindo a estatística $S_j = \phi \sum_{i=1}^n Y_i x_{ij}$, $L(\beta)$ fica então reescrito na forma

$$L(\beta) = \sum_{j=1}^p s_j \beta_j - \phi \sum_{i=1}^n b \left(\sum_{j=1}^p x_{ij}\beta_j \right) + \sum_{i=1}^n c(y_i, \phi). \quad (4.40)$$

Assim, pelo teorema da fatoração a estatística $S = (S_1, \dots, S_p)^T$ é suficiente minimal para o vetor $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)^T$. As ligações que correspondem a tais estatísticas são chamadas de ligações canônicas e desempenham um papel importante na teoria dos modelos lineares generalizados (PAULA, 2004).

Nessa monografia foi utilizada ligação canônica da Gama ($\mu^{-1} = \eta$).

4.3.2.3 Função Desvio

Com a mesma generalidade, suponha que o logaritmo da função de verossimilhança seja agora definido por

$$L(\mu; y) = \sum_{i=1}^n L(\mu_i; y_i), \quad (4.41)$$

em que $\mu_i = g^{-1}(\eta_i)$ e $\eta_i = x_i^T \beta$. Para o modelo saturado ($p = n$) a função $L(\mu; y)$ é estimada por

$$L(y; y) = \sum_{i=1}^n L(y_i; y_i) \quad (4.42)$$

Ou seja, a estimativa de máxima verossimilhança de μ_i fica nesse caso dada por $\tilde{\mu}_i = y_i$. Quando $p < n$, denotamos a estimativa de $L(\mu; y)$ por $L(\hat{\mu}; y)$. Aqui, a estimativa de máxima verossimilhança de μ_i será dada por $\hat{\mu} = g^{-1}(\hat{\eta}_i)$ em que $\hat{\eta}_i = x_i^T \beta$ (PAULA, 2004).

A qualidade do ajuste de um modelo linear generalizado é avaliada através da função desvio

$$D^* = (y; \hat{\mu}) = \phi D(y; \hat{\mu}) = 2\{L(y; y) - L(\hat{\mu}; y)\} \quad (4.43)$$

onde

$$D(y; \hat{\mu}) = 2 \sum_{i=1}^n \left[y_i(\tilde{\theta}_i - \hat{\theta}_i) + (b(\hat{\theta}_i) - b(\tilde{\theta}_i)) \right] \quad (4.44)$$

denotando por $\hat{\theta}_i = \theta_i(\hat{\mu}_i)$ e $\tilde{\theta}_i = \theta_i(\tilde{\mu}_i)$ respectivamente, as estimativas de máxima verossimilhança de θ_i para os p modelos com p parâmetros ($p < n$) e saturado ($p = n$). Apresentaremos a seguir a função desvio da Gama

$$D(y; \hat{\mu}) = 2 \sum_{i=1}^n \left[-\log \left(\frac{y_i}{\hat{\mu}_i} \right) + \frac{(y_i - \hat{\mu}_i)}{\hat{\mu}_i} \right]. \quad (4.45)$$

Um valor pequeno para a função desvio indica que, para um menor número de parâmetros, obtém-se um ajuste tão bom quanto o ajuste com o modelo saturado. Embora seja usual comparar os valores observados da função desvio com os percentis da distribuição qui-quadrado com $n - p$ graus de liberdade, em geral, $D(y; \hat{\mu})$ não segue assintoticamente uma distribuição χ_{n-p}^2 . No caso do modelo gama, o desvio estará bem aproximado por uma qui-quadrado com $n - p$ graus de liberdade à medida que o coeficiente de variação ficar próximo de zero (PAULA, 2004).

4.3.2.4 Análise do Desvio

Suponha para o vetor de parâmetros β a partição $\beta = (\beta_1^T, \beta_2^T)^T$, em que β_1 é um vetor q -dimensional enquanto β_2 tem dimensão $p - q$ e ϕ é conhecido(ou fixo). Logo podemos estar interessados em testar as hipóteses $H_0 : \beta_1 = 0$ contra $H_1 : \beta_1 \neq 0$. As funções desvio correspondentes aos modelos sob H_0 e H_1 serão denotadas por $D(y; \mu^0)$ e $D(y; \hat{\mu})$, respectivamente, em que $\hat{\mu}^0$ é a estimativa de máxima verossimilhança sob H_0 . A análise de desvio (ANODEV) é uma generalização da análise de variância para os MLGs. Podemos definir a seguinte estatística

$$F = \frac{\{D(y; \hat{\mu}^0) - D(y; \hat{\mu})/q\}}{D(y; \hat{\mu})/(q - p)} \quad (4.46)$$

cujas distribuição nula assintótica é $F_{q, (n-p)}$. Não depende de ϕ e é invariante sob reparametrização, pode ser obtida diretamente de funções desvio, é muito conveniente para uso prático (PAULA, 2004).

4.3.2.5 Função Escore e Informação de Fisher

Segundo Paula (2004) o logaritmo da função de verossimilhança de um modelo linear generalizado definido por (Equação 4.33) e (Equação 4.36) pode ser expresso na forma

$$L(\beta; y) = \sum_{i=1}^n \phi [y_i \theta_i - b(\theta_i) + c(y_i) + a(y_i, \phi)]. \quad (4.47)$$

A função escore total e a matriz de informação total de Fisher para o parâmetro β são dadas por

$$U(\beta) = \frac{\partial L(\beta; y)}{\partial \beta} = \phi X^T W^{\frac{1}{2}} V^{-\frac{1}{2}} (y - \mu), \quad (4.48)$$

e

$$K(\beta) = E \left\{ \frac{\partial^2 L(\beta; y)}{\partial \beta \partial \beta^T} \right\} = \phi X^T W X, \quad (4.49)$$

em que X é a matriz modelo $n \times p$ de posto completo cujas linhas são representadas por $X_i^T, i = 1, \dots, n$, $W = \text{diag}\{w_1, \dots, w_n\}$ com $w_i = \left(\frac{d\mu_i}{d\eta_i}\right)^2$ é a matriz de pesos $V = \text{diag}\{V_1, \dots, V_n\}$, $y = (y_1, \dots, y_n)^T$ com $V_i = \left(\frac{d\mu_i}{d\theta_i}\right)^2$ e $\mu = (\mu_1, \dots, \mu_n)^T$.

4.3.2.6 Estimação de β

De acordo com Paula (2004) para a obtenção da estimativa de máxima verossimilhança de β utilizamos o processo iterativo de Newton-Raphson, que pode ser reescrito como um processo iterativo de mínimos quadrados ponderados dado por

$$\beta^{m+1} = \left(X^T W^m X \right)^{-1} X^T W^m z^m \quad (4.50)$$

$m = 0, 1, \dots$, onde $z = \eta + W^{-\frac{1}{2}} V^{-\frac{1}{2}} (y - \mu)$. Observe que a quantidade z faz o papel de uma variável dependente modificada, enquanto que W é uma matriz de pesos que muda a cada passo do procedimento iterativo. A convergência de (Equação 4.50) ocorre em geral em um número finito de passos, independente dos valores iniciais utilizados. É usual iniciar (Equação 4.50) com $\eta_i^{(0)} = g(y_i)$ para $i = 1, \dots, n$. Nesse caso, $\hat{\beta}$ assume a forma fechada $\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y$ (PAULA, 2004).

4.3.2.7 Estimação de ϕ

Segundo Paula (2004) igualar a função escore U_ϕ a zero chega no seguinte resultado:

$$\sum_{i=1}^n c'(y_i, \hat{\phi}) = \frac{1}{2} D(y; \hat{\mu}) - \sum_{i=1}^n \{y_i \tilde{\theta}_i - b(\tilde{\theta}_i)\}, \quad (4.51)$$

onde $D(y; \hat{\mu})$ representa o desvio do modelo observado. Análisamos que a estimativa de máxima verossimilhança para ϕ nos casos normal e normal inversa, igualando U_ϕ a zero, e é dada por

$$\hat{\phi} = \frac{n}{D(y; \hat{\mu})}. \quad (4.52)$$

No caso da gama, a estimativa de máxima verossimilhança de ϕ é obtida pela equação

$$2n \{ \log(\hat{\phi}) - \psi(\hat{\phi}) \} = D(y; \hat{\mu}). \quad (4.53)$$

4.3.2.8 Estimação de Modelos

Florencio (2010) ressalta que a especificação de modelos que visam à estimação empírica da equação de preços hedônicos não pode ser feita mecanicamente; precisa de compreensão, intuição e habilidade. Embora o senso comum, a lógica e a experiência de outros pesquisadores proporcionem guias para a escolha do melhor método para explicar a formação dos preços, essas são teorias que devem ser comprovadas com a realidade, a partir dos dados de mercado.

Florencio (2010) apresenta de uma forma bastante didática a interpretação geométrica as equações de preços hedônicos voltadas para o mercado imobiliário têm sido, em sua maioria, formuladas com base no modelo normal de regressão linear clássico e adotam uma forma linear, log-linear.

Em virtude do exposto e considerando que o ponto central de nossa análise é conferir flexibilidade ao ajuste, estimaremos a função de preços hedônicos para apartamentos urbanos situados em Aracaju-SE utilizando modelos lineares generalizados.

4.3.2.9 Teste de hipóteses

Paula (2004) apresenta de forma simples as generalizações para os MLGs. Vamos supor, inicialmente, a seguinte situação de hipóteses simples: $H_0 : \beta = \beta_0$: contra $H_1 : \beta \neq \beta_0$, em que β_0 é um vetor p-dimensional conhecido e ϕ é também assumido conhecido. A estatística da razão de verossimilhança para o teste de H_0 pode ser escrita da seguinte forma

$$\xi_{RV} = \phi\{D(y; \hat{\mu}^0) - D(y; \hat{\mu})\} \quad (4.54)$$

em que $\hat{\mu}^0 = g^{-1}(\hat{\eta}^0)$, $\hat{\eta}^0 = X\beta^0$. Assintoticamente e sob H_0 , temos que χ_q^2 .

4.3.2.10 Critérios de Seleção Dos Modelos

Na maior parte das situações pode-se pensar em critérios para penalizar a inclusão de novas variáveis. Assim cada variável adicionada ao modelo, apresenta 1 grau de liberdade a menos. Dentre estes critérios temos

1. Critério de informação Akaike (AIC) (1987), o qual usa a seguinte expressão

$$AIC = \log\left(\frac{SQRes}{n}\right) + \frac{2p}{n} \quad (4.55)$$

onde p , é o número de regressores do modelo, n , é o total de dados, e $SQRes$, é a soma de quadrados do resíduo.

2. Schwarz (1978), propõe o critério de informação Bayesiana, definido como

$$BIC = \log\left(\frac{SQRes}{n}\right) + \frac{2p}{n}\log(n) \quad (4.56)$$

O BIC penaliza mais fortemente que o AIC, quando $n > 8$.

4.4 Teste de Normalidade

Dentro da literatura existem diversos testes propostos para avaliar se uma determinada amostra provém de uma população com distribuição normal ou não normal. Geralmente, isto é medido com o chamado poder do teste (conhecido como $1 - \beta$, onde β é a probabilidade de aceitar a hipótese nula H_0 , dado que esta é falsa) (FERREIRA, 2006).

4.4.1 Teste Shapiro-Wilk

Proposto por Shaphiro (??) utiliza a estatística,

$$W = \frac{\left(\sum_{i=1}^n a_i y_{(i)}\right)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (4.57)$$

onde as constantes a_1, a_2, \dots, a_n são calculadas como solução de,

$$(a_1, a_2, \dots, a_n) = \frac{m^T V^{-1}}{(m^T V^{-1} V^{-1} m)^{\frac{1}{2}}} \quad (4.58)$$

sendo $m = (m_1, m_2, \dots, m_n)^T$ o vetor dos valores esperados das estatísticas de ordem da amostra e V a matriz de covariâncias dessas estatísticas. O p-valor deste teste é calculado exatamente para $n = 3$, em outras situações utilizam-se aproximações diferentes para $4 < n < 11$ e para $n \geq 12$, (SHAPIRO; FRANCIA, 1972).

5 Análise dos resultados

5.1 Análise exploratória de dados

5.1.1 Descrição da amostra

A amostra utilizada para a estimação da equação de preços dos apartamentos contém, além do período, informações sobre as características físicas dos terrenos (área, posição, zona, pavimento, sala, suíte, quarto, banheiro, cozinha, garagem, dependência, piscina, salão, gourmet, conservação, elevador, guarita).

A seguir, discriminamos as características de cada variável e que tipo de informação foi registrada. Neste sentido, temos:

- VALOR (valor): variável quantitativa contínua que assume valores estritamente positivos e corresponde ao valor em reais do apartamento.
- ÁREA (area): variável quantitativa contínua, medida em m^2 (metros quadrados), que concerne à projeção num plano horizontal da superfície do apartamento examinado;
- POSIÇÃO (posicao): variável qualitativa nominal referente a posição do apartamento no sol da tarde (norte/leste, norte/oeste, sul/leste, sul/oeste, norte/sul);
- ZONA (zona): variável qualitativa nominal referente a zona (Norte, Oeste, Leste, Centro, Sul);
- PAVIMENTO (pavimento): variável qualitativa ordinal, indica o andar no qual o apartamento está localizado ;
- SALA (sala): variável quantitativa discreta, indica o número de salas existentes no apartamento;
- COZINHA (cozinha): variável quantitativa discreta, indica o número de cozinhas existentes no apartamento;
- SUÍTE (suite): variável qualitativa nominal (dummy), indica a presença (ou não) de suíte no apartamento;
- QUARTO (quarto): variável quantitativa discreta, indica o número de dormitórios do apartamento;
- BANHEIRO (banheiro): variável quantitativa discreta, indica o número de banheiros do apartamento;

- GARAGEM (garagem): variável quantitativa discreta, indica o número de vagas para carros disponíveis para o apartamento;
- DEPENDÊNCIA (dependencia): variável qualitativa nominal (dummy), indica a existência (ou não) de dependência de empregada no apartamento;
- PISCINA (piscina): variável qualitativa nominal (dummy), indica a presença (ou não) de piscina no condomínio em que o apartamento está localizado;
- SALÃO DE FESTA (salao): variável qualitativa nominal (dummy), indica a presença (ou não) de salão de festa;
- ESPAÇO GOURMET (gourmet): variável qualitativa nominal (dummy), indica a presença (ou não) de área gourmet ou churrasqueira;
- CONSERVAÇÃO (conservacao): variável qualitativa ordinal, identifica o nível de conservação do apartamento (péssima, regular, boa, ótima/novo);
- ELEVADOR (elevador) : variável qualitativa nominal (dummy), indica a presença (ou não) de elevador no prédio;
- SEGURANÇA (guarita): variável qualitativa nominal (dummy), indica a presença (ou não) de guarita/segurança 24 horas por dia.

Para facilitar a análise exploratória dos dados, foram classificadas as variáveis em quatro grupos: (i) variáveis quantitativas contínuas; (ii) variáveis quantitativas discretas; (iii) variáveis qualitativas nominais; (iv) variáveis qualitativas ordinais.

5.1.1.1 Variáveis quantitativas contínuas

Na [Figura 1](#) apresentamos os gráficos box-plot (também denotados na literatura como gráficos de caixa) das variáveis **valor** e área enquanto que na [Tabela 1](#) mostramos um resumo de algumas medidas de posição e dispersão destas variáveis. Observamos por meio dos gráfico box-plot que a variável **valor** se distribui de forma assimétrica à direita e apresenta poucas observações atípicas associadas a uma alta dispersão dos dados. Estas características da variável **valor** podem ser ratificadas mediante inspeção de seu histograma constante na ([Figura 2 A](#)). Deste modo , na análise inicial da [Tabela 1](#) foi possível verificar que os imóveis pesquisados apresentaram valores entre R\$ 115.000,00 e R\$ 850.000,00 com **valor** médio de R\$ 336.649,8 e 50% dos apartamentos apresentou valores menores que R\$ 339.134,00 e os 50% restantes apresentaram valores maiores que esses. Além disso, a área total dos imóveis está entre 46 m^2 e 180 m^2 com área média de 83,25 m^2 , além disso, 50% dos apartamentos apresentaram área menor que 79,38 m^2 e os 50% restantes foram maiores do que isto.

Apesar de terem sido identificadas 4 observação atípicas mediante inspeção do gráfico box-plot de área (vide Figura 1 B), constatamos que as discrepâncias não estão relacionadas a erros de mensuração, mas à elevada magnitude e dispersão da própria variável. Além disso, percebemos que a área varia de 46,00 m^2 a 180,00 m^2 , isto é, o maior apartamento é 3,91 vezes superior ao menor, em área.

Tabela 1 – Medidas de posição e dispersão das variáveis quantitativas contínuas.

Variável	Média	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo	Amplitude
Valor	336649,8	158379,2	115000,0	850000,0	735000,0
Área	83,25	25,84	46,00	180,00	134,00

Fonte: Elaborada pelo Autor.

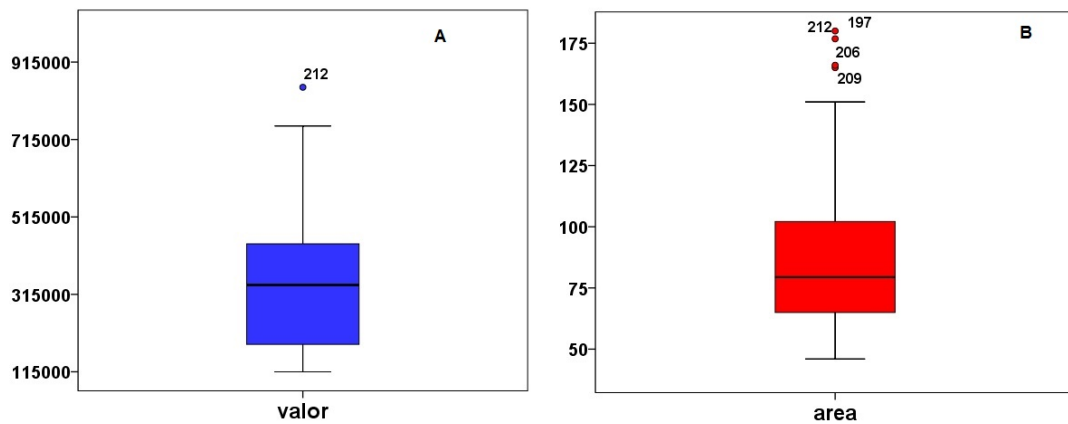


Figura 1 – Gráficos box-plot das variáveis valor (A) e área (B).

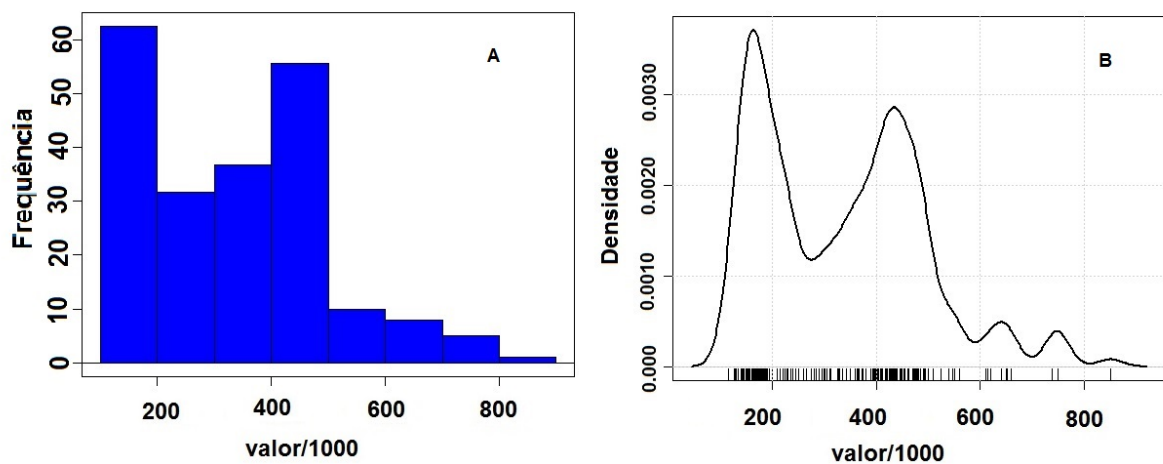


Figura 2 – Histograma (A) e densidade da variável valor (B).

5.1.1.2 Variáveis Quantitativas Discretas

Na [Tabela 2](#) apresentamos o resumo descritivo das variáveis quantitativas discretas, é possível observar que o número médio de sala e cozinha são iguais a 1 com valores mínimos e máximos semelhantes, 2 e 2 respectivamente. Conforme podemos observar no gráfico de barras da ([Figura 3 D](#)), a variável quarto assume apenas 4 (quatro) valores: 1, 2, 3, 4 e a maioria dos apartamentos possui 3 quartos com um percentual de 72,64% . Por outro lado, 90,1% dispõe de apenas uma sala ([Figura 3 A](#)) e 98,58% de uma cozinha ([Figura 3 E](#)), observa-se ainda que o número de banheiros está entre 1 e 5 com a maior frequência em 2 (61,32%) ([Figura 3 C](#)) com desvio-padrão de 0,72 vide ([Tabela 2](#)) e por fim na ([Figura 3 B](#)) mostra ainda que 71,23% dos apartamentos possuem à sua disposição 1 vaga de garagem.

Tabela 2 – Medidas de posição e de dispersão das variáveis quantitativas discretas.

Variável	Média	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo	Amplitude
Quarto	2,77	0,50	1,00	4,00	3,00
Sala	1,01	0,29	1,00	2,00	1,00
Cozinha	1,01	0,12	1,00	2,00	1,00
Banheiro	2,09	0,72	1,00	5,00	4,00
Garagem	1,26	0,51	0,00	3,00	3,00

Fonte: Elaborada pelo Autor.

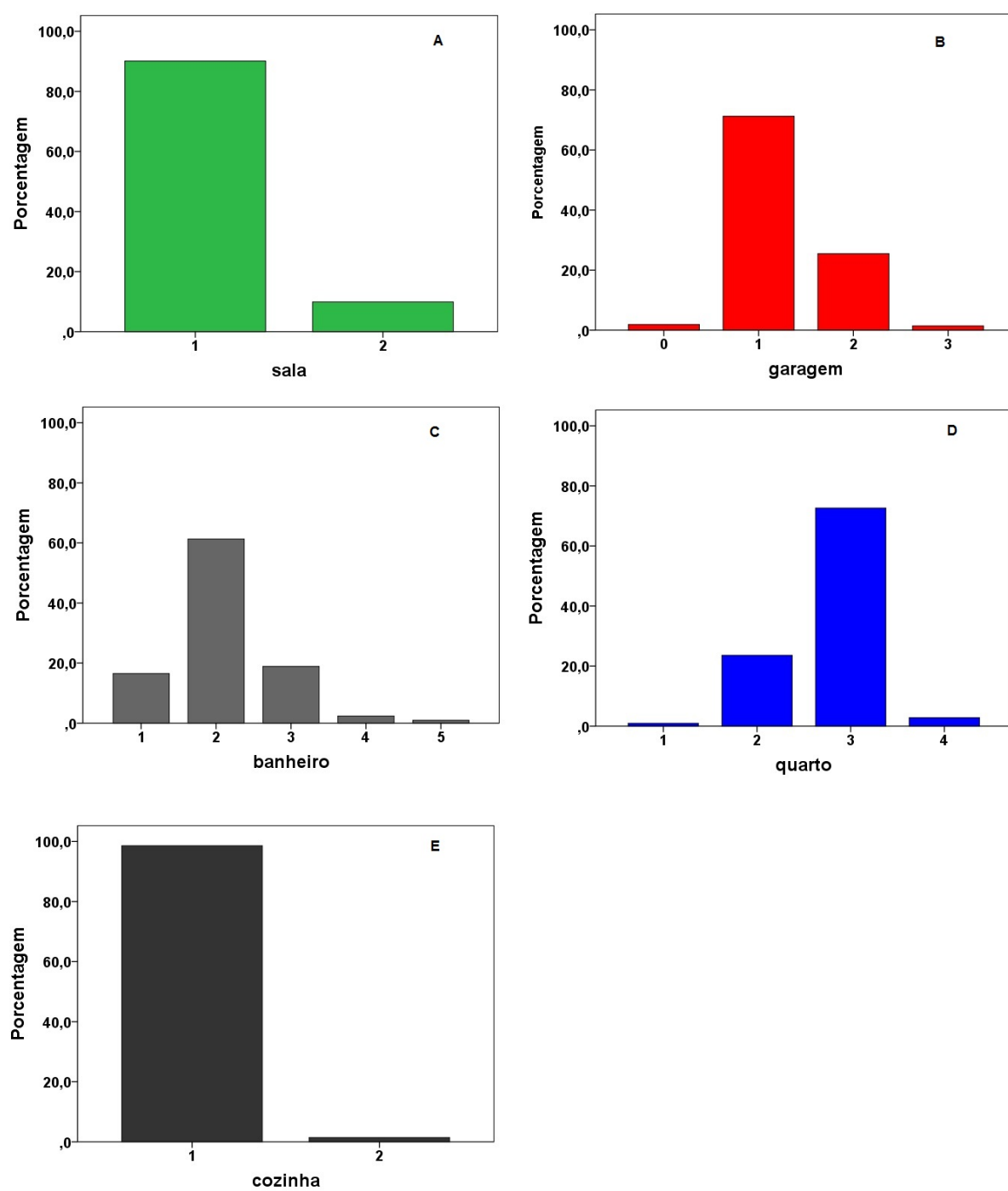


Figura 3 – Gráficos de barras das variáveis sala (A), garagem (B), banheiro (C), quarto (D) e cozinha (E).

5.1.1.3 Variáveis Qualitativas Nominais

A partir da [Figura 4](#), referente ao gráfico de barras das variáveis zona e posição, é possível listar todas as zonas que têm dados contidos na amostra, a saber: Norte, Oeste, Leste, Centro, Sul. Além disso, verificamos que as zonas sul e centro são as que possuem o maior número de apartamentos observados na amostra (95 e 46, respectivamente), enquanto as zonas norte e leste são as menos representadas na amostra (13 e 23, respectivamente) ([Figura 4 A](#)). Por outro lado ([Figura 4 B](#)) mostra que as porcentagens das posições Norte/Leste e Norte/Oeste (26,42%) são iguais.

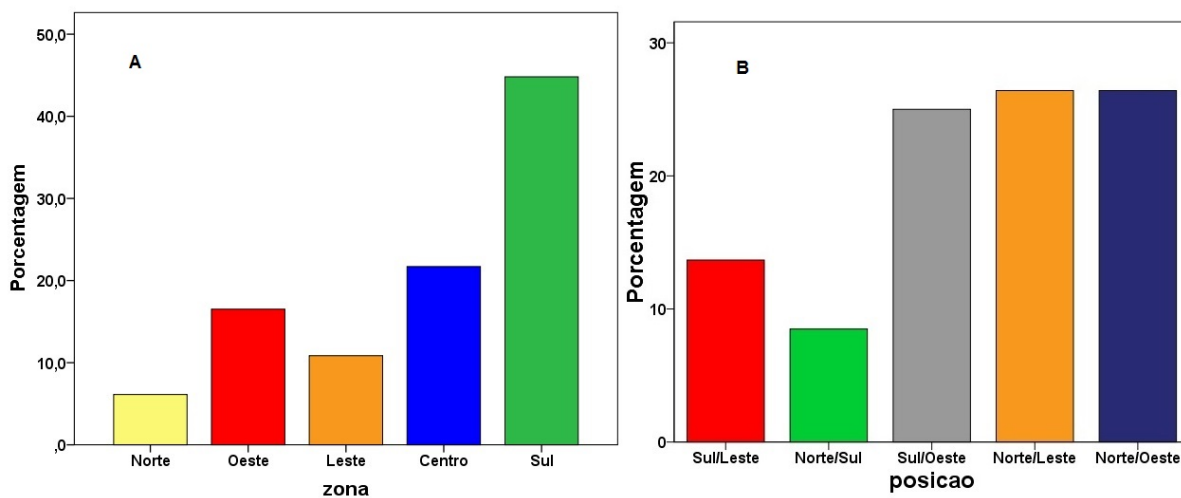


Figura 4 – Gráfico de barras das variáveis zona (A) e posição (B).

Na [Figura 5](#), exibimos os gráficos de setores das variáveis, dependência, piscina, gourmet, suíte, salão, elevador e guarita, nos quais são evidenciados que em todas as variáveis mais de 75% das observações indicam presença de cada variável em estudo. Isso significa que as construtoras estão trabalhando com a intenção de aumentar cada dia mais o conforto dos seus clientes e também estão preocupando - se mais com a segurança destes (93,4% dos apartamentos possuem guarita), porém 75,94% dos apartamentos não possuem dependência, isso ocorre atualmente pois os imóveis novos geralmente são construídos com uma menor área.

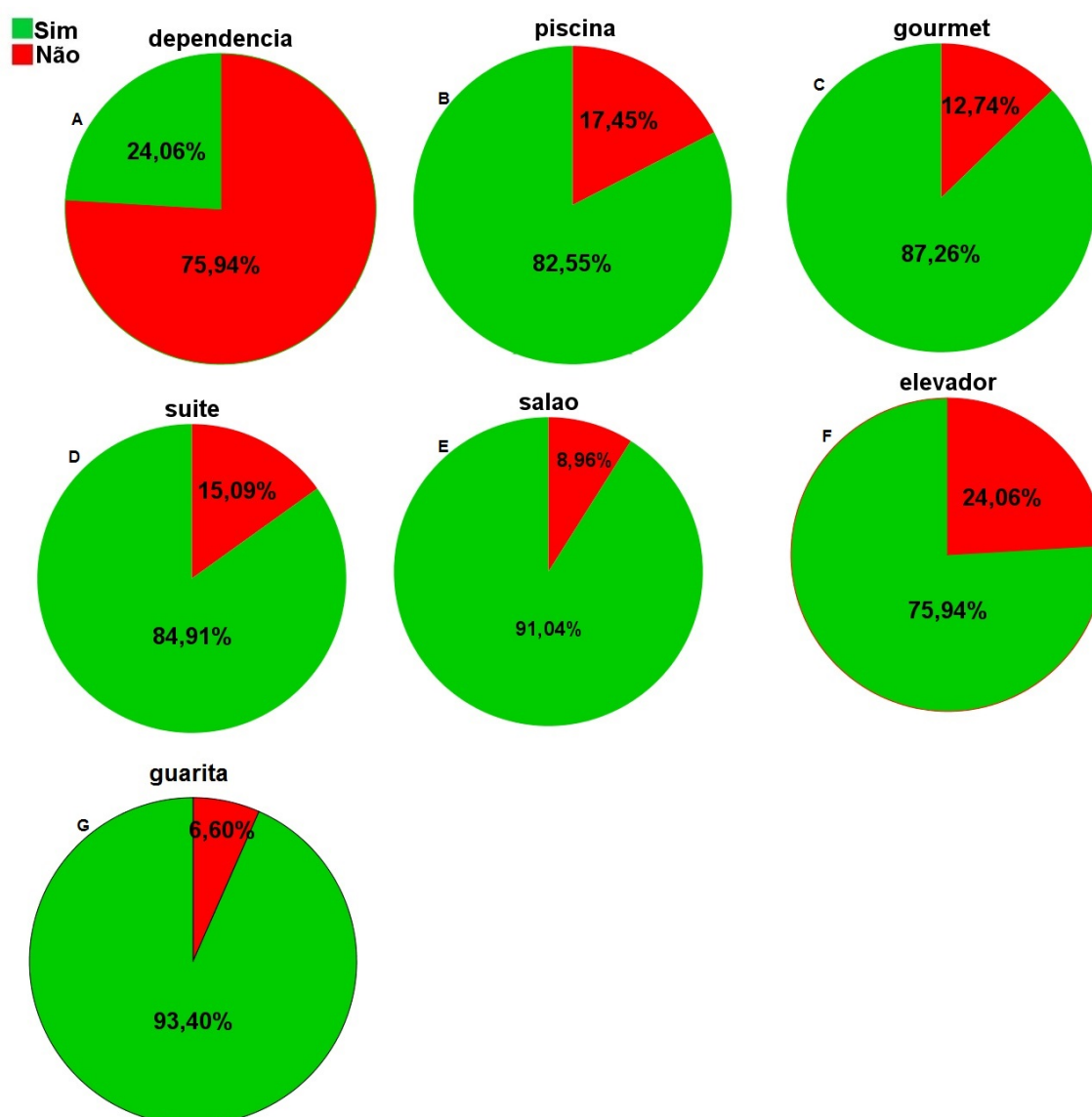


Figura 5 – Gráfico de setores das variáveis: dependência (A), piscina (B), gourmet (C), suíte (D), salão (E), elevador (F) e guarita (G).

5.1.1.4 Variáveis Qualitativas Ordinais

Ao analisar a (Figura 6 A) pode-se concluir que a maior porcentagem de apartamentos estão alocados nos 6 primeiros pavimentos, isso pode dizer que é esperado com o padrão da cidade de Aracaju, visto que a maioria dos condomínios possuem até 6 pavimentos. Além disso a grande parte dos apartamentos apresentam condições de uso boa e ótima/novo (Figura 6 B).

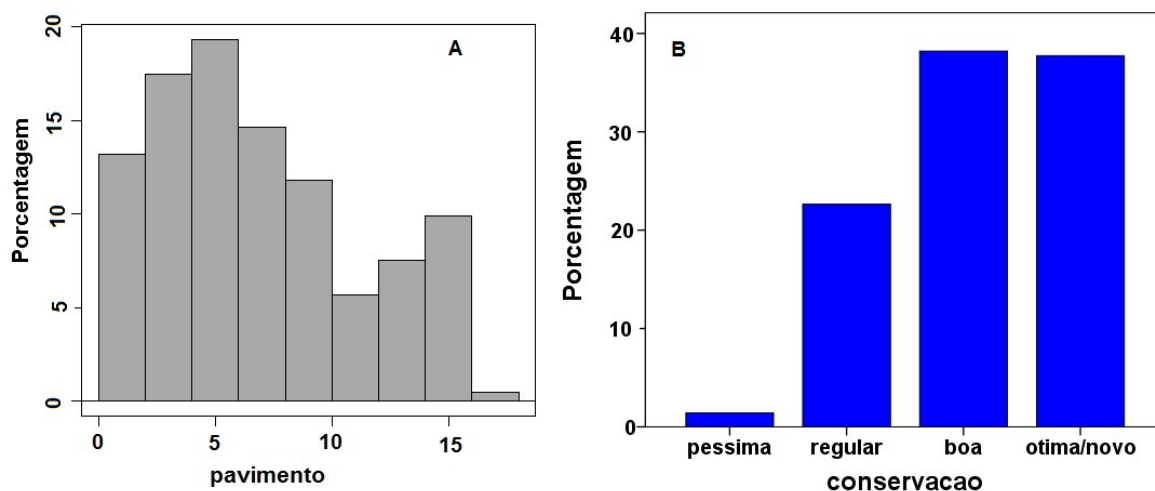


Figura 6 – Histograma da variável pavimento (A) e gráfico de barras da variável conservação (B).

5.1.2 Análise De Associação Entre Variáveis

Na Engenharia de Avaliações para o caso de apartamento o interesse recai, geralmente, na modelagem do preço (**valor**), com base na área do apartamento, em função das características estruturais e locacionais que o bem pode assumir. Sendo assim, adotaremos nesta monografia como variável dependente **valor** e como variáveis independentes as respectivas características locacionais (zona, posição, pavimento) e físicas (área, quarto, sala, cozinha, banheiro, dependência, elevador, suíte, piscina, salão, garagem, gourmet, guarita, conservação). Mais uma vez afim de tornar o estudo sequenciado, subdividimos a análise em dois grupos de variáveis: (i) variáveis quantitativas e (ii) variáveis qualitativas. Evidentemente, a variável dependente **valor** estará presente nos dois grupos supracitados para que também se examine o comportamento desta variável frente às demais.

5.1.2.1 Variáveis Quantitativas

Afim de observar o comportamento da variável **valor** em relação às variáveis explicativas o primeiro passo é analisar os gráfico de dispersão. Neste sentido, apresentamos na [Figura 7](#) os seguintes gráficos de dispersão: (i) $\text{area} \times \text{valor}$; (ii) $\text{sala} \times \text{valor}$; (iii) $\text{quarto} \times \text{valor}$; (iv) $\text{banheiro} \times \text{valor}$; (v) $\text{cozinha} \times \text{valor}$; (vi) $\text{garagem} \times \text{valor}$.

Podemos verificar na [Figura 7](#), aparentemente há uma relação diretamente proporcional embora a intensidade desta relação não seja tão acentuada entre **valor** e a variável explicativa área. A partir disto e em princípio, podemos constatar que existe uma tendência de acréscimo do **valor** unitário na medida que a sala, banheiro, cozinha e quarto crescem.

Mediante análise da matriz de correlações dois a dois (variáveis analisadas em suas respectivas escalas de medidas originais) apresentada na [Tabela 3](#), podemos complementar as observações mencionadas no parágrafo anterior, uma vez que é possível constatar as relações diretas entre $\text{area} \times \text{valor}$; $\text{sala} \times \text{valor}$; $\text{quarto} \times \text{valor}$; $\text{banheiro} \times \text{valor}$; $\text{cozinha} \times \text{valor}$; $\text{garagem} \times \text{valor}$, dadas, respectivamente, por 0,77; 0,32; 0,45; 0,64; 0,16; 0,66. Chamamos a atenção para a forte correlação positiva entre $\text{area} \times \text{quarto}$ (0,60), $\text{area} \times \text{banheiro}$ (0,67), $\text{area} \times \text{sala}$ (0,70) e $\text{area} \times \text{cozinha}$ (0,67), indicando que podemos ter multicolinearidade no modelo de regressão linear generalizado se estas variáveis forem incluídas conjuntamente. Este fato é esperado, haja vista que apartamentos com maior número de quarto, banheiro, sala e cozinha tendem a ter áreas grandes e vice-versa.

Tabela 3 – Matriz de correlações dois a dois - variáveis quantitativas.

	area	banheiro	cozinha	garagem	quarto	sala	valor
area	1,00	0,67	0,67	0,47	0,60	0,70	0,77
banheiro	0,67	1,00	0,31	0,39	0,45	0,28	0,64
cozinha	0,67	0,31	1,00	0,25	0,13	0,23	0,16
garagem	0,47	0,39	0,25	1,00	0,34	0,39	0,66
quarto	0,60	0,45	0,13	0,34	1,00	0,18	0,45
sala	0,70	0,28	0,23	0,39	0,18	1,00	0,32
valor	0,77	0,64	0,16	0,66	0,45	0,32	1,00

Fonte: Elaborada pelo Autor.

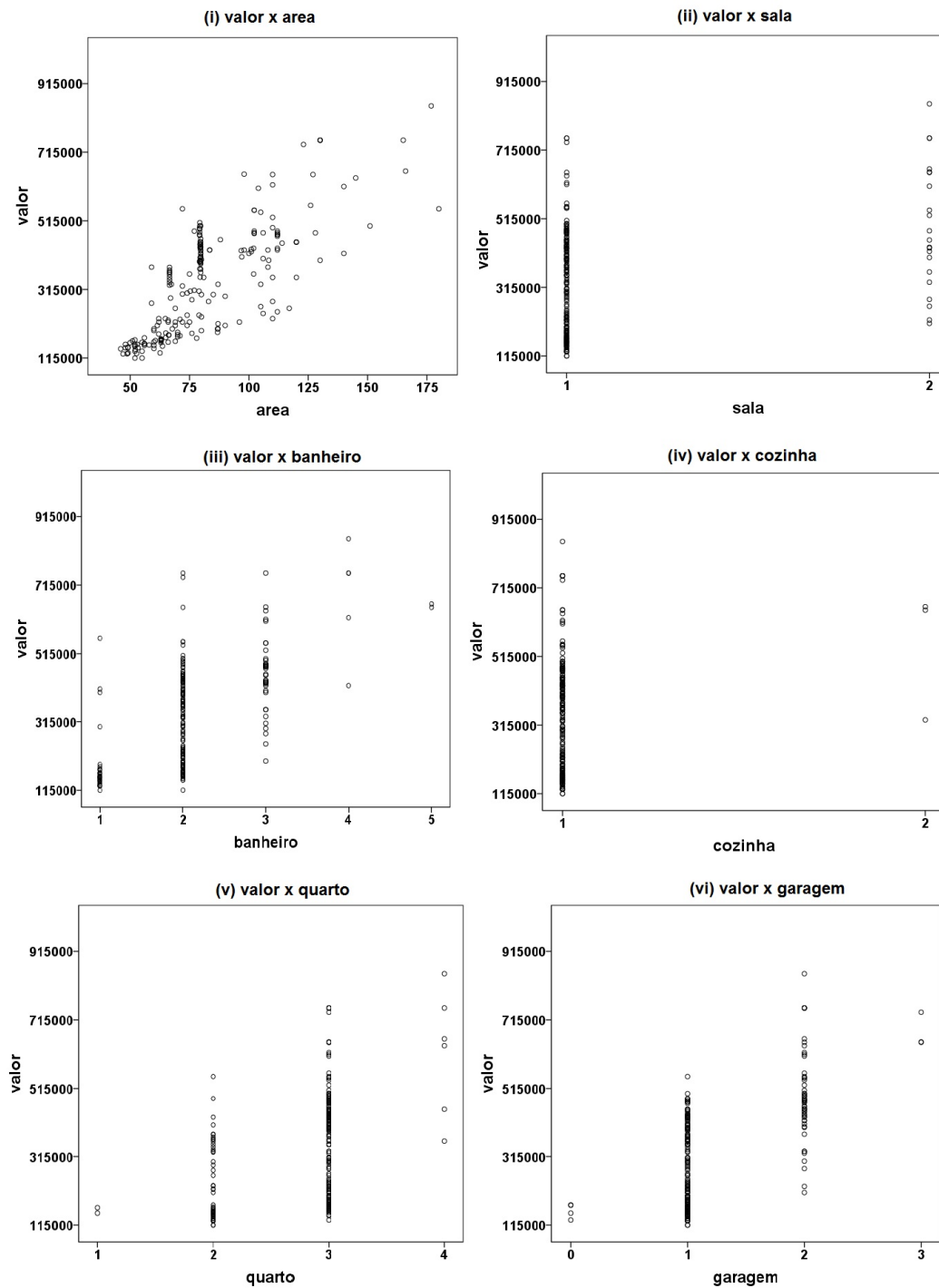


Figura 7 – Gráficos de dispersão entre valor e as variáveis quantitativas explicativas.

5.1.2.2 Variáveis Qualitativas

No que se refere à variável zona, apresentamos na [Figura 8](#) o gráfico box-plot desta variável em função de **valor**. Claramente, é possível identificar que as zonas, Leste e Centro apresentam a maior variabilidade entre os preços (**valor**), enquanto as zonas Leste, Centro e Sul têm os preços(**valor**) medianos mais altos e as zonas Norte e Oeste, os mais baixos.

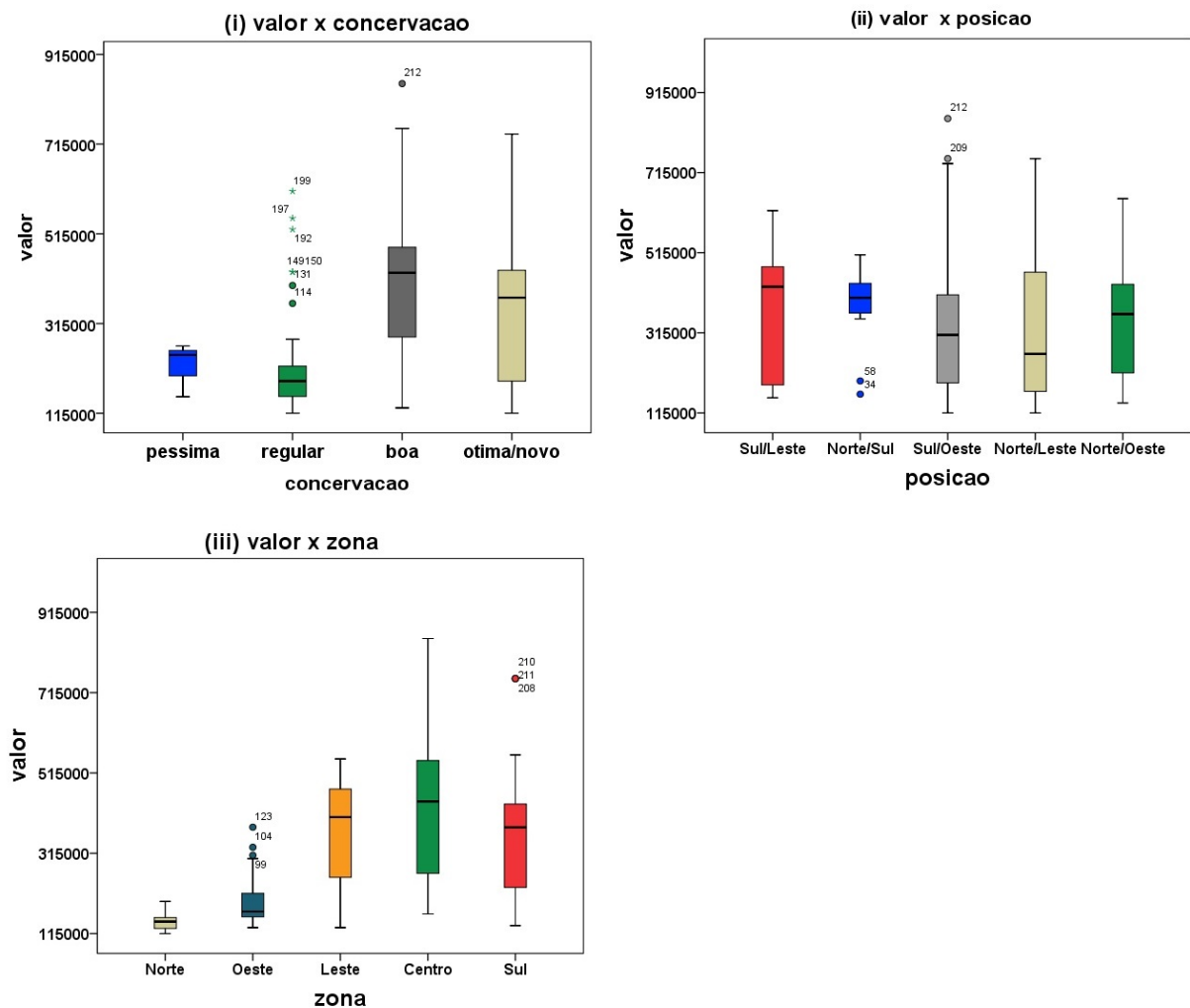


Figura 8 – Gráficos box-plot entre valor e as variáveis: conservacao, posicao e zona.

Visando à identificação de alguma tendência entre as variáveis qualitativas e o **valor**, construímos na [Figura 9](#) os gráficos box-plot entre: (i) **valor** × suite; (ii) **valor** × dependencia ;(iii) **valor** × gourmet; (iv) **valor** × piscina; (v) **valor** × salario; (vi) **valor** × guarita e (vii) **valor** × elevador.

É possível destacar que na ([Figura 9](#) (i)) há uma significativa tendência de apartamentos com suíte serem mais valorizados que os que não tem presença de suíte; no gráfico (ii) os apartamentos com dependência aparentam ser mais caros que aqueles sem dependência; no gráfico (iv) há uma robusta valorização de apartamentos com piscina; nos

gráficos (iii), (v), (vi) e (vii) existe uma clara tendência de crescimento no **valor** quando existe a presença de salão, gourmet, guarita e elevador, respectivamente.

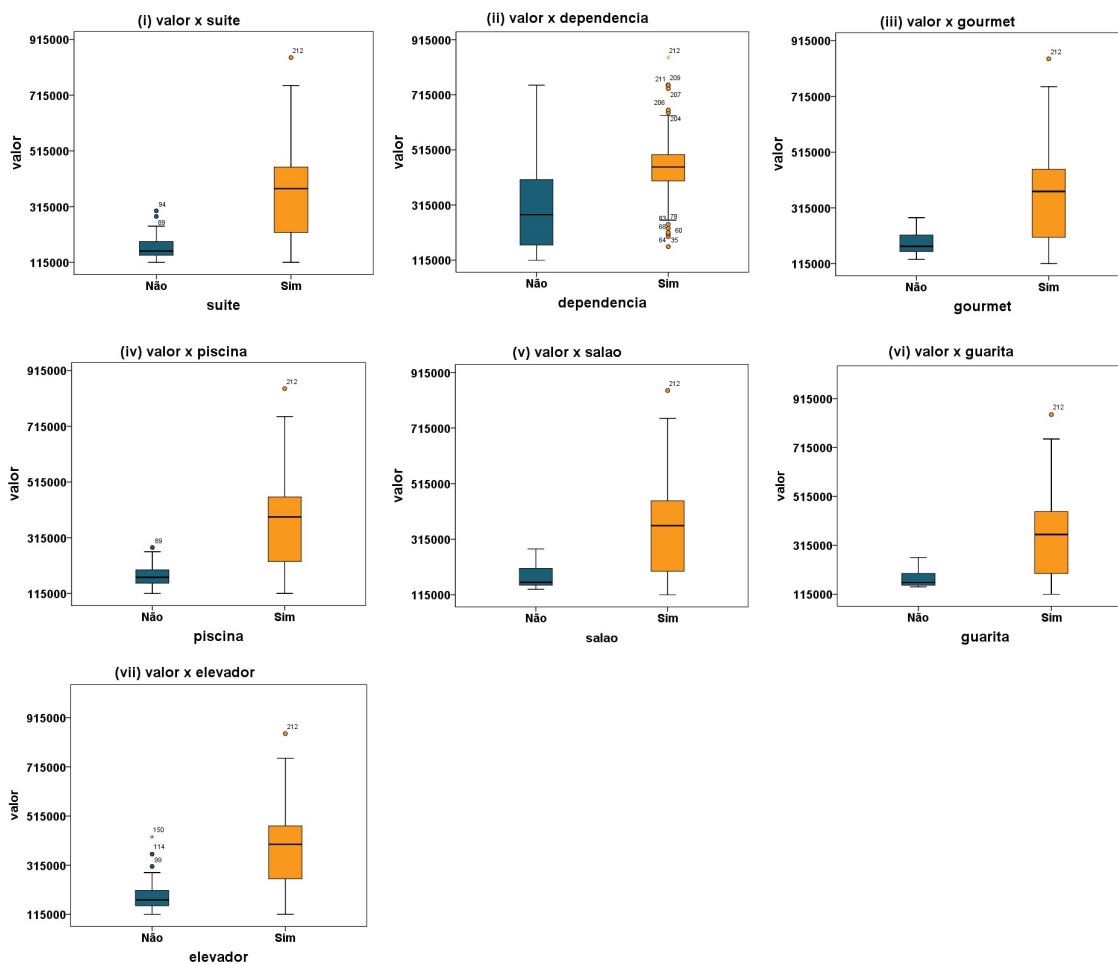


Figura 9 – Gráficos box-plot entre valor e as variáveis qualitativas explicativas.

Observa-se na [Figura 10](#) que quanto maior o pavimento onde o apartamento está localizado, em média maior é o **valor**. Por outro lado, a variabilidade é maior nos pavimentos mais baixos, pode ser que essa variabilidade seja por causa do tamanho da amostra.

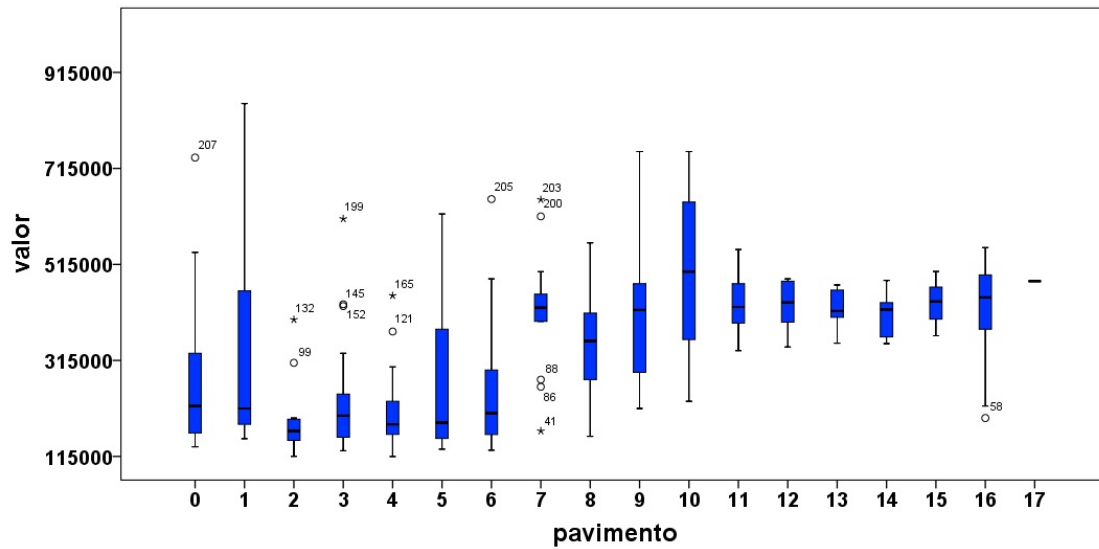


Figura 10 – Gráfico box-plot entre valor e a variável pavimento.

5.2 Análise de Componentes Principais

O critério de Kaiser (1958) diz que para selecionar componentes principais deve-se verificar se o seu respectivo autovalor é maior que um. Desta forma, analisando a [Tabela 4](#) temos que considerar as primeiras cinco componentes, explicando 67,74% da variância total.

Tabela 4 – Análise de componentes principais dos apartamentos.

Componente	Autovalor	Variância (%)	% Acumulada
1	5,26	30,94	30,94
2	2,72	15,98	46,92
3	1,35	7,92	54,84
4	1,16	6,82	61,66
5	1,03	6,08	67,74
6	0,92	5,41	73,15
7	0,83	4,88	78,03
8	0,64	3,77	81,80
9	0,59	3,45	85,25
10	0,51	3,03	88,28
11	0,47	2,74	91,02
12	0,43	2,52	93,54
13	0,32	1,91	95,45
14	0,27	1,57	97,02
15	0,22	1,27	98,29
16	0,17	0,99	99,28
17	0,12	0,72	100,00

Fonte: Elaborada pelo Autor.

Para selecionar quais variáveis devem ser substituídas pelas componentes deve-se utilizar o peso em que cada componente principal possui em cada variável original. Desta forma analisando [Tabela 5](#) a seguir, observa-se:

- CP1 \Rightarrow Itens Externos: piscina, salão, gourmet e elevador;
- CP2 \Rightarrow Área: dependência, quarto e área;
- CP3 \Rightarrow Localização: pavimento, zona e posição;
- CP4 \Rightarrow Padrão social: sala e zona;
- CP5 \Rightarrow Segurança: guarita e zona.

Os escores fornecidos pelas cinco componentes para os 212 apartamentos que compõem a apêndice (B), adiante. Esses são os valores das variáveis explicativas considerados para o ajuste do modelo linear generalizado.

Tabela 5 – Pesos das variáveis originais em cada uma das cinco componentes principais dos apartamentos.

Variável	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5
area	0,25	-0,41	0,06	-0,12	0,04
posicao	-0,06	-0,10	-0,39	0,34	-0,28
zona	0,14	-0,05	0,47	0,37	0,37
pavimento	0,21	0,07	0,48	0,32	-0,11
sala	0,11	-0,27	-0,33	0,38	0,18
suite	0,28	0,00	0,15	0,01	-0,47
quarto	0,22	-0,25	0,14	-0,19	0,12
banheiro	0,29	-0,32	0,01	-0,14	-0,17
cozinha	0,08	-0,20	-0,33	0,31	-0,10
garagem	0,24	-0,20	-0,03	0,32	0,25
dependencia	0,14	-0,42	0,04	-0,35	-0,09
piscina	0,36	0,22	-0,15	-0,08	-0,10
salao	0,30	0,20	-0,14	-0,22	0,22
gourmet	0,31	0,23	-0,18	-0,10	0,10
conservacao	0,24	0,35	0,06	0,19	-0,20
elevador	0,34	0,13	-0,06	0,07	-0,28
guarita	0,26	0,20	-0,22	-0,08	0,46

Fonte: Elaborada pelo Autor.

5.3 A modelagem Via MLG

Nos modelos lineares generalizados os pressupostos de variância constante e distribuição normal para o erro não são mais exigidos, sendo requeridos agora uma distribuição de probabilidades (membro da família exponencial de distribuições) para a variável resposta (componente aleatória), um conjunto de variáveis independentes descrevendo a estrutura linear do modelo (componente sistemática) e uma função de ligação ($g(\cdot)$) entre a média da variável de resposta (μ) e a estrutura linear (η) (FLORENCIO, 2010).

O ajuste realizado via MLG do modelo preditor da equação de **valor**, dado por

$$\mathbf{valor} = 10,5936 + 0,1512PC1 + 0,0456PC2 - 0,0425PC3 + 0,0740PC4 + 0,0787PC5 \quad (5.1)$$

em que $\mathbf{valor} \sim \text{gama}(\mu; \sigma)$ e $\eta = \log(\mu)$, todos os coeficientes das variáveis explicativas mostraram-se significativos ao nível de 1% quando utilizado o teste t e com AIC = 5304,23 e BIC = 5327,72. Note que consideramos a distribuição gama para a variável resposta e função de ligação logarítmica, visto que esta combinação apresentou os melhores resultados dentre as possibilidades oferecidas pela classe de modelos lineares generalizados.

Embora os coeficientes estimados correspondentes às curvas de suavização do Modelo (5.1) não sejam passíveis de interpretação direta, é possível examinar, em termos bastante gerais, os sinais destes coeficientes e dos parâmetros estimados (β 's referentes às

funções paramétricas do modelo) afim de confrontar com as expectativas à priori e tecer algumas considerações acerca do comportamento do mercado imobiliário em estudo. Neste sentido, fizemos as seguintes análises com base na [Tabela 6](#):

- O sinal positivo do coeficiente da variável CP1 indica que o preço médio dos terrenos aumenta à presença dos itens externos. Isto é explicado pela exigência de lazer e conforto dos consumidores;
- O sinal positivo do coeficiente da variável CP2 indica que quanto maior a área útil do apartamento, maior será seu preço médio;
- O sinal negativo da variável CP3 indica que os apartamentos localizados nos pavimentos menores, zonas mais afastadas do centro e apartamentos virados para o sol tendem a ter valores (preço) menores que os das demais situações, o que é esperado em condições normais de mercado;
- O sinal positivo da variável CP4 indica que os apartamentos de padrão social maior tendem a ser mais caros que os de padrão baixo;
- O sinal positivo da variável CP5 indica que os apartamentos com segurança tendem a ser mais caros.

Tabela 6 – Ajuste do modelo linear generalizado para os apartamentos.

Parâmetro	Estimativa	Erro padronizado	Estatística T	P-valor
(Intercept)	10,5936	0,0939	112,83	0,0000
PC1	0,1512	0,0163	9,27	0,0000
PC2	0,0456	0,0110	4,15	0,0000
PC3	-0,0425	0,0143	-2,97	0,0033
PC4	0,0740	0,0174	4,26	0,0000
PC5	0,0787	0,0218	3,61	0.0004

Fonte: Elaborada pelo Autor.

A aderência pode ser vista por meio do gráfico com os valores estimados pelo modelo em função dos valores observados da variável dependente em estudo. Conforme [Figura 11](#), quanto mais os pontos se aproximam da reta de referência (bissetriz) o ajuste do modelo da regressão (a variável dependente em função das independentes) aos dados está bastante preciso, com poucos pontos longe da reta.

O gráfico quantil-quantil (Q-Q) é uma ferramenta muito útil para checar adequação de distribuição de frequência dos dados à uma distribuição de probabilidades. Situações como essa ocorrem principalmente na análise de resíduos de modelos de regressão onde o gráfico Q-Q é usado para verificar se os resíduos apresentam distribuição normal. Analisando

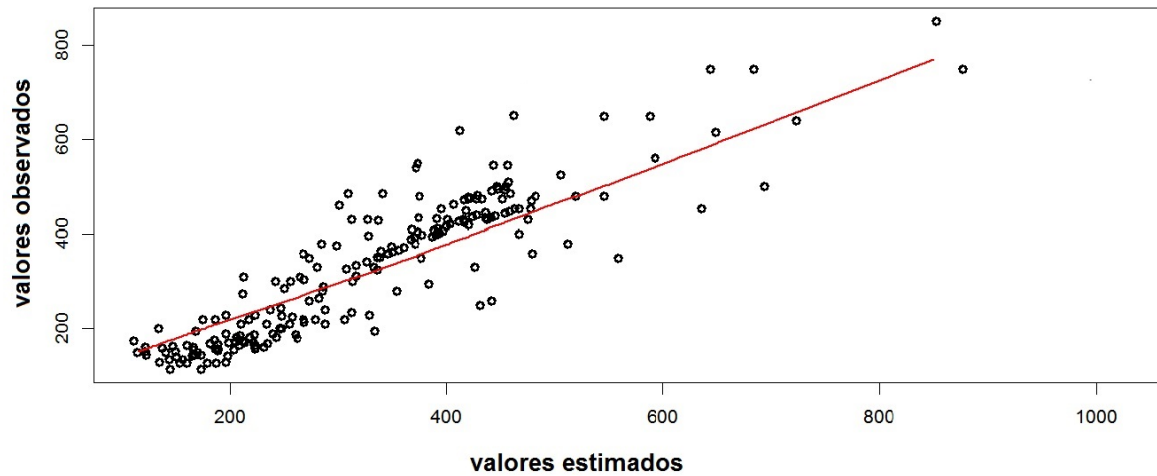


Figura 11 – Gráfico dos valores observados \times valores preditos de (valor) dividido por 1000.

a [Figura 12](#) onde pode-se comprovar o ajustamento dos resíduos ao **valor** normal. Percebe-se um bom ajustamento dos resíduos em relação a reta normal, mostrando que o modelo proposto está bem ajustado e preciso. Homogeneidade da variância foi aceita por método gráfico (resíduos \times valores preditos).

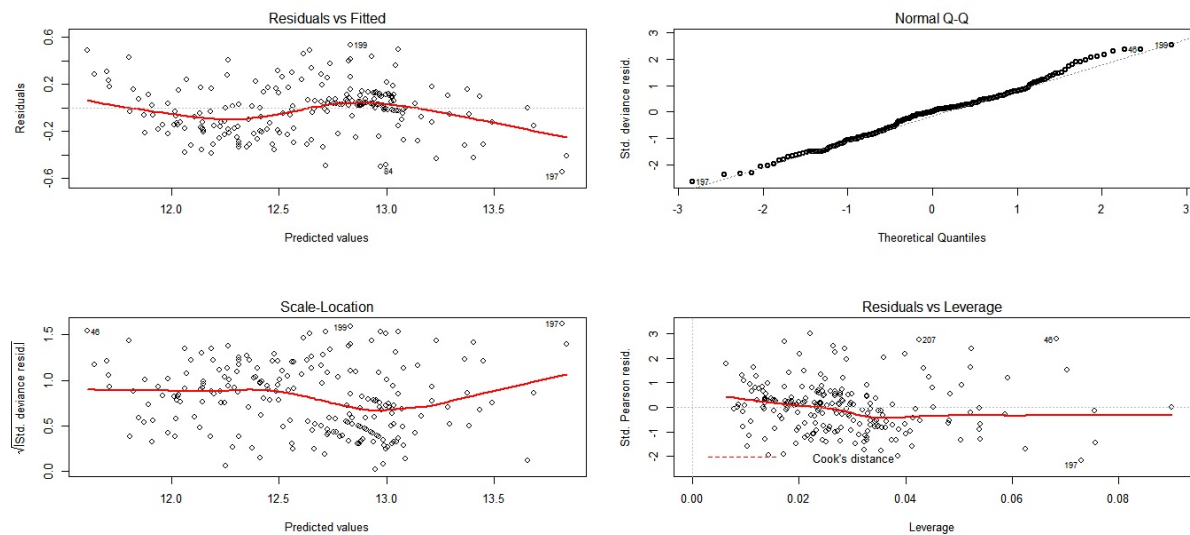


Figura 12 – Gráfico dos Resíduos

A [Tabela 7](#) mostra os valores (preço) observados e preditos no modelo, erro absoluto e percentual. Sendo que os erros percentuais ficam abaixo de 3% considerado baixo por alguns autores, fortalecendo a conclusão de que o modelo proposto está bem ajustado.

Tabela 7 – Alguns Valores Observados e Preditos do Modelo.

Valor Observado	Valor Predito	Erro Absoluto	Erro Percentual
190.000,00	195.709,2	5709,20	3,00
210.000,00	209.848,67	151,33	0,07
230.000,00	223.121,34	6878,66	2,99
245.000,00	246.104,29	1104,29	0,45
330.000,00	332.401,76	2401,76	0,73
420.000,00	419.977,64	22,36	0,01
435.000,00	435.449,29	449,29	0,10
435.358,00	440.666,19	5308,19	1,22
447.886,00	457.693,86	9807,86	2,19
470.000,00	478.007,08	8007,08	1,70
480.000,00	481.719,44	1719,44	0,36
850.000,00	852.390,19	2390,19	0,28

Fonte: Elaborada pelo Autor.

6 Conclusões

Nesta monografia foi proposta uma metodologia baseada em técnicas estatísticas multivariadas para a previsão de preços de apartamentos na cidade de Aracaju-SE. A referida metodologia é composta das seguintes técnicas: Análise de Componentes Principais para conseguir $m < p$ componentes e os seus escores independentes para substituir as p variáveis originais, contornando-se assim o problema da multicolinearidade, em seguida utilizou-se Modelos Lineares Generalizados.

A multicolinearidade forte está, geralmente, presente nos estudos referentes a avaliação de imóveis. Nestes casos, a aplicação dos métodos usuais pode excluir, da equação ajustada, variáveis importantes para a predição. Assim, a procura de uma equação que proporcione uma avaliação do tipo rigorosa, segundo a norma NBR-5676 (1990) da ABNT, estaria mascarada, ou seja, não estaria proporcionando a avaliação com o rigor desejado. Desta forma foi introduzido a Análise de Componentes Principais, para remover a multicolinearidade dos dados devido a participação de variáveis qualitativas. Ainda podendo ser utilizada como uma ferramenta de apoio para detectar as associações entre as variáveis e, assim, indicando quais variáveis são importantes para fazerem parte do modelo linear generalizado.

As interações entre componentes testadas na busca pelo melhor modelo linear generalizado mostraram-se importantes, melhorando significativamente os modelos quando estas foram acrescentadas, evidenciando assim, que a análise de componentes principais não pode ser descartada nesse tipo de metodologia. Muitas características do mercado imobiliário não são explicadas somente por um fator, e sim pela interação de alguns fatores.

Mesmo sendo um conjunto de dados composto por vários tipos de variáveis, isto é, quantitativas contínuas e discretas e qualitativas categorizadas, não inviabiliza a determinação de uma equação de regressão do tipo (MLG) que forneça bons valores de predição. O valor (variável dependente) de um apartamento pode ser representado por um modelo linear generalizado, desde que se disponha de um banco de dados formado por uma amostra do tipo aleatória com informações de preço e das principais características dos apartamentos (variáveis independentes.)

Em relação aos testes estatísticos tradicionais verificados no modelo linear generalizado, observou-se através do gráfico de normalidade dos resíduos e homocedasticidade, que o modelo contempla todos pressupostos básicos da análise de regressão linear múltipla.

Portanto, diante de todos os resultados do modelo 5.1, pode ser usado para fazer predições dos preços de outros apartamentos da cidade de Aracaju-SE, considerando as mesmas condições dos apartamentos analisados.

Referências

- AKAIKE, H. Factor analysis and aic. *Psychometrika*, v. 52, n. 3, p. 317–332, 1987. [38](#)
- AYRES, A. Como avaliar imóveis. *São Paulo: Editora Imobiliária S/C Ltda*, 1996. [24](#)
- BARROSO, L. P.; ARTES, R. Análise multivariada: minicurso do 10º simpósio de estatística aplicada à experimentação agrônômica. *Lavras: Universidade Federal de Lavras*, 2003. [27](#)
- BASU, S.; THIBODEAU, T. G. Analysis of spatial autocorrelation in house prices. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, Springer, v. 17, n. 1, p. 61–85, 1998. [24](#)
- BRONDINO, N. C. M. *Estudo da influência da acessibilidade no valor de lotes urbanos através do uso de redes neurais*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 1999. [25](#)
- CAN, A. The measurement of neighborhood dynamics in urban house prices. *Economic geography*, Taylor & Francis, v. 66, n. 3, p. 254–272, 1990. [24](#), [25](#)
- CORDEIRO, G. M.; DEMÉTRIO, C. G. Modelos lineares generalizados e extensões. *Sao Paulo*, 2008. [33](#)
- DANTAS, R. et al. Uma nova metodologia para avaliação de imóveis utilizando regressão espacial. In: *Anais do XI Congresso Brasileiro de Engenharia de Avaliações e Perícias*. [S.l.: s.n.], 2001. [25](#)
- DANTAS, R. A. *Engenharia de Avaliações: uma introdução à metodologia científica*. [S.l.]: Pini, 2005. [17](#), [21](#), [22](#), [24](#)
- DANTAS, R. A.; MAGALHÃES, A. M.; VERGOLINO, J. R. d. O. Avaliação de imóveis: a importância dos vizinhos no caso de recife. *Economia Aplicada*, SciELO Brasil, v. 11, n. 2, p. 231–251, 2007. [17](#), [26](#)
- DEMÉTRIO, C. G. B. Modelos lineares generalizados em experimentação agrônômica. 2002. [33](#)
- FERREIRA, M. Análise da sensibilidade dos testes de normalidade de jarque-bera e lilliefors em modelos de regressão linear. *Rev. Mat. Estat*, v. 24, n. 4, p. 89–98, 2006. [39](#)
- FIKER, J. Avaliações de imóveis urbanos. 5º. *São Paulo: PINI*, 1997. [24](#)
- FLORENCIO, L. d. A. *Engenharia de avaliações com base em modelos GAMLSS*. Tese (Doutorado) — Dissertação (Mestrado em Estatística)—Universidade Federal de Pernambuco, 2010. [24](#), [26](#), [38](#), [55](#)
- GUEDES, J. Duas ferramentas poderosas a disposição do engenheiro de avaliações: Modelos lineares generalizados e redes neurais. *Anais do XI COBREAP*, 2001. [25](#)
- KAISER, H. F. The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. *Psychometrika*, Springer, v. 23, n. 3, p. 187–200, 1958. [32](#), [54](#)

- MATTA, T. A. *Tese—Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia 1. Análise de Regressão I. UFJF II. Título (Série)*. Tese (Doutorado) — UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA, 2007. 17
- MICHAEL, B.; VICKY, S.; MICHAEL, S. Residential real estate prices: a room with a view. *Journal of Real Estate Research*, American Real Estate Society, 2009. 25
- NBR-14.653-2. Avaliação de imóveis urbanos. ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS.ABNT, 2004. 22, 23
- NBR-5676. Norma para avaliação de imóveis urbanos. ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS.ABNT, 1990. 59
- NELDER, R. W. M. W. J. A. Generalized linear models. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, [Royal Statistical Society, Wiley], v. 135, n. 3, p. 370–384, 1972. ISSN 00359238. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/2344614>>. 32
- NETO, A. P.; ZÁRATE, L. E. Avaliação de imóveis urbanos com a utilização de redes neurais artificiais. 2003. 25
- NGHIEP, N.; AL, C. Predicting housing value: A comparison of multiple regression analysis and artificial neural networks. *Journal of real estate research*, American Real Estate Society, 2001. 25
- PAULA, G. A. *Modelos de regressão: com apoio computacional*. [S.l.]: IME-USP São Paulo, 2004. 34, 35, 36, 37, 38
- REIS, E. et al. Estatística multivariada aplicada. *Edições Sílabo*, v. 2, 2001. 28, 29, 30, 32
- SCHWARZ, G. et al. Estimating the dimension of a model. *The annals of statistics*, Institute of Mathematical Statistics, v. 6, n. 2, p. 461–464, 1978. 38
- SHAPIRO, S. S.; FRANCA, R. An approximate analysis of variance test for normality. *Journal of the American Statistical Association*, Taylor & Francis Group, v. 67, n. 337, p. 215–216, 1972. 39
- SOUTO, A.; GONZALEZ, M. A. Avaliação de imóveis através de redes neurais. *Salão de iniciação Científica (11.: 1999: Porto Alegre). Livro de resumos. Porto Alegre: UFRGS, 1999.*, 1999. 25
- STEINER, M. T. A. et al. Métodos estatísticos multivariados aplicados à engenharia de avaliações. *Gest. Prod. São Carlos*, SciELO Brasil, v. 15, p. 23–32, 2008. 18, 21, 25

APÊNDICE A – dados

VA	AREA	PO	ZO	PAV	SAL	SU	QUA	BA	CO	GA	DEP	PIS	SA	GOU	CON	ELE	GUA
115000	52,00	S/O	Norte	4	1	Não	2	1	1	1	Não	Não	Sim	Sim	regular	Não	Sim
115180	55,00	N/L	Norte	2	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
127000	47,00	S/O	Norte	3	1	Não	2	1	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
127900	48,75	N/L	Norte	2	1	Não	2	1	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
127900	48,75	S/O	Norte	6	1	Não	2	1	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
128000	52,70	S/O	Norte	6	1	Sim	2	1	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
130000	49,15	S/O	Oeste	3	1	Sim	2	1	1	1	Não	Não	Sim	Não	regular	Não	Sim
130000	62,58	N/L	Leste	5	1	Não	3	1	1	0	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Não	Sim
135000	52,00	S/O	Oeste	0	1	Não	2	1	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	regular	Não	Sim
135000	55,00	N/L	Sul	0	1	Não	2	1	1	1	Não	Não	Não	Sim	regular	Não	Sim
140000	52,20	N/O	Oeste	5	1	Não	2	1	1	1	Não	Não	Não	Sim	regular	Não	Sim
143000	60,00	N/O	Oeste	5	1	Não	3	1	1	1	Não	Não	Não	Sim	regular	Não	Sim
142000	46,00	N/O	Sul	4	1	Não	2	1	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Não	Sim
145000	49,00	S/O	Oeste	5	1	Não	2	1	1	1	Não	Não	Não	Não	regular	Não	Não
145000	53,30	N/L	Norte	6	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	regular	Não	Sim
145000	48,00	N/L	Sul	2	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	regular	Não	Sim
146400	49,10	N/O	Norte	3	1	Não	2	1	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
150000	51,90	N/O	Norte	3	1	Sim	2	2	1	1	Não	Não	Sim	Não	boa	Não	Sim
150000	52,00	N/O	Oeste	4	1	Não	1	1	1	0	Não	Não	Não	Não	regular	Não	Não
150000	63,60	S/O	Sul	5	1	Sim	2	1	1	1	Não	Não	Não	Não	regular	Não	Não
152000	56,00	N/L	Oeste	1	1	Não	3	1	1	1	Não	Não	Sim	Sim	regular	Não	Sim
152000	60,00	N/L	Oeste	2	1	Sim	2	1	1	1	Não	Não	Não	Não	peíssima	Não	Não
153000	58,00	S/L	Sul	6	1	Não	2	1	1	1	Não	Não	Não	Sim	regular	Não	Sim

155000	53,00	N/O	Norte	3	1	Sim	2	1	1	1	Não	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
155000	48,00	N/L	Sul	5	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	regular	Não	Sim
155000	52,00	N/L	Sul	3	1	Não	2	1	1	1	Não	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
156741	56,00	N/L	Oeste	8	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
156741	56,00	N/O	Oeste	2	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
157000	56,00	N/O	Sul	4	1	Não	3	1	1	1	Não	Não	Não	ótima/novo	Não	Sim
160000	50,00	S/O	Leste	5	1	Sim	2	2	1	1	Não	Não	Não	regular	Sim	Não
160000	63,00	S/L	Oeste	6	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
161000	55,00	N/L	Sul	3	1	Não	2	1	1	1	Não	Não	Sim	regular	Não	Não
161300	66,00	S/L	Oeste	6	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
162000	60,00	N/S	Oeste	0	1	Sim	3	2	1	1	Não	Não	Não	regular	Não	Não
164000	69,00	N/O	Centro	0	1	Sim	3	1	1	1	Sim	Não	Não	regular	Não	Não
165000	51,00	N/O	Sul	4	1	Sim	2	1	1	1	Não	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
165000	63,00	S/L	Oeste	6	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
166000	60,60	N/O	Oeste	3	1	Não	1	1	1	1	Não	Não	Sim	boa	Não	Sim
166700	63,00	S/L	Oeste	5	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	regular	Não	Sim
168000	52,00	N/L	Sul	2	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	regular	Não	Sim
168000	63,00	N/L	Oeste	7	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
170000	63,00	N/L	Oeste	5	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
170000	63,00	S/L	Oeste	2	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
171000	63,00	S/O	Oeste	4	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
173000	78,00	N/L	Leste	6	1	Sim	3	2	1	0	Não	Não	Sim	boa	Sim	Não
174000	56,00	N/L	Norte	3	1	Não	2	1	1	0	Não	Não	Não	regular	Não	Não
175000	65,00	N/L	Sul	4	1	Não	3	1	1	1	Não	Não	Sim	regular	Não	Sim
177000	70,00	S/O	Sul	0	1	Não	3	1	1	1	Não	Não	Sim	regular	Não	Sim
180000	71,00	S/O	Oeste	8	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim

182000	66,23	N/O	Oeste	1	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
182000	66,23	S/L	Oeste	4	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
183000	70,00	S/O	Sul	5	1	Não	3	1	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	regular	Não	Sim
185000	62,00	S/L	Norte	6	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
187000	76,00	N/L	Sul	3	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Não	Sim
188000	65,00	S/L	Oeste	5	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
190000	70,00	S/L	Sul	0	1	Não	3	1	1	1	Não	Não	Sim	Sim	regular	Não	Sim
190000	86,80	S/O	Sul	2	1	Não	3	2	1	1	Não	Não	Sim	Sim	regular	Não	Sim
195000	80,00	N/S	Centro	16	1	Sim	3	2	1	1	Não	Não	Sim	Sim	regular	Não	Sim
195000	60,00	N/L	Norte	2	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	regular	Sim	Sim
200000	87,00	S/O	Centro	6	1	Não	3	3	1	1	Sim	Não	Sim	Não	regular	Não	Sim
200000	60,00	N/L	Oeste	3	1	Sim	3	2	1	1	Não	Não	Não	Não	regular	Não	Não
200000	86,80	S/O	Sul	3	1	Não	3	2	1	1	Não	Não	Sim	Não	regular	Não	Sim
200000	67,74	S/O	Sul	3	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
210000	90,00	S/O	Sul	4	1	Sim	3	2	1	1	Sim	Não	Sim	Não	regular	Não	Sim
210000	61,45	N/L	Leste	6	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
210000	69,00	N/L	Oeste	4	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Não	Sim
210000	74,00	N/O	Sul	1	2	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
215000	87,00	S/O	Centro	9	1	Não	3	2	1	1	Sim	Não	Sim	Não	regular	Não	Sim
220000	96,00	N/L	Centro	6	1	Não	3	2	1	1	Não	Não	Não	Não	regular	Não	Sim
220000	69,00	N/O	Centro	0	2	Sim	2	2	1	1	Não	Não	Não	Não	regular	Não	Sim
220000	72,00	N/L	Sul	16	1	Sim	3	2	1	1	Não	Não	Sim	Não	regular	Não	Sim
220000	62,10	N/O	Leste	3	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
220000	66,00	N/O	Oeste	1	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	regular	Sim	Sim
220000	75,00	S/L	Sul	5	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
225000	66,00	N/L	Sul	5	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim

227930	71,00	N/O	Oeste	3	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
230000	64,82	S/O	Centro	4	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Não	regular	Não	Sim
230000	110,00	N/O	Centro	10	1	Sim	3	2	1	1	Sim	Não	Não	Não	boa	Não	Sim
230000	62,05	N/O	Leste	4	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
235000	80,00	N/O	Sul	6	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
240000	79,00	S/O	Oeste	3	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
240000	74,00	S/O	Sul	6	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
245000	106,00	N/L	Centro	3	1	Não	3	2	1	1	Sim	Não	Sim	Não	pessima	Não	Sim
250000	112,00	N/O	Centro	8	1	Sim	3	3	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	regular	Sim	Sim
260000	69,00	N/L	Sul	6	2	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	regular	Sim	Sim
260000	117,00	S/O	Centro	7	1	Sim	3	2	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
265000	105,00	N/L	Centro	8	1	Sim	3	2	1	1	Sim	Não	Não	Sim	pessima	Não	Sim
275000	59,00	N/L	Oeste	7	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Não	Sim
280000	83,00	N/O	Leste	9	2	Não	3	2	1	2	Não	Não	Não	Sim	regular	Sim	Sim
280000	110,00	S/O	Sul	0	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
285000	76,00	S/L	Oeste	8	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Não	Sim
290000	67,00	S/O	Sul	9	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
295000	90,00	S/L	Sul	10	1	Sim	3	3	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
300000	85,00	S/O	Leste	0	1	Não	2	1	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
300000	80,00	N/O	Centro	8	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
301600	72,00	N/L	Oeste	4	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
304500	74,00	N/O	Centro	5	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
310000	79,00	S/O	Centro	3	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
310000	75,31	S/O	Oeste	2	1	Sim	3	3	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Não	Sim
312500	77,00	S/O	Centro	10	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
325000	72,00	S/O	Sul	8	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim

327439	66, 58	S/O	Sul	10	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
330000	87, 00	N/L	Sul	3	1	Sim	3	3	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
330000	105, 00	N/O	Sul	7	2	Sim	3	2	2	2	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
330000	67, 38	N/O	Sul	6	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
335236	66, 58	S/O	Sul	11	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
343032	66, 59	S/O	Sul	12	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
350000	81, 00	N/L	Leste	5	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
350000	110, 00	S/O	Leste	6	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
350000	120, 00	N/S	Centro	14	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
350792	79, 45	N/S	Sul	8	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
350828	66, 58	S/O	Sul	13	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
358624	66, 58	S/O	Sul	14	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
360000	75, 00	N/L	Sul	6	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	regular	Não	Sim
360000	102, 00	N/O	Sul	8	2	Sim	4	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
363822	66, 58	N/O	Sul	14	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
364602	79, 73	N/S	Sul	8	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
366420	66, 58	S/O	Sul	15	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
371618	66, 58	N/O	Sul	15	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
374032	79, 73	N/S	Sul	9	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
375235	79, 32	S/L	Sul	4	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
379414	66, 58	N/O	Sul	16	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
380000	59, 00	S/O	Oeste	16	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
380000	108, 00	N/O	Sul	8	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
389747	79, 73	N/O	Sul	10	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
392891	79, 73	N/S	Sul	11	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
394641	79, 45	N/O	Sul	12	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim

399177	79, 73	N/O	Sul	11	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
400000	130, 00	N/L	Leste	7	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	regular	Sim	Sim
400000	108, 35	S/O	Sul	2	1	Sim	3	1	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
402050	80, 00	N/L	Sul	8	2	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
405000	106, 00	N/L	Leste	7	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
407169	79, 45	N/S	Sul	14	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
408606	79, 73	N/O	Sul	12	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
410000	97, 00	S/O	Centro	5	1	Sim	3	1	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
411749	79, 73	N/S	Sul	13	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
418036	79, 73	N/O	Sul	13	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
420000	140, 00	N/L	Leste	9	2	Sim	3	3	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
420000	100, 00	N/L	Sul	7	1	Sim	3	4	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
421179	79, 73	N/S	Sul	14	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
425000	101, 00	S/O	Sul	8	1	Sim	3	3	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
427465	79, 73	N/O	Sul	14	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
428180	96, 80	N/O	Sul	3	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
430000	83, 50	S/O	Centro	7	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
430000	112, 00	N/O	Centro	7	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
430000	83, 50	S/L	Centro	9	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
430000	108, 00	S/L	Centro	5	2	Sim	2	3	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	regular	Sim	Sim
430000	98, 00	S/L	Sul	16	1	Sim	3	3	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	regular	Não	Sim
430608	79, 73	N/S	Sul	15	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
432000	101, 00	N/O	Sul	3	2	Sim	3	2	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
435000	112, 00	N/L	Leste	10	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
435000	102, 00	S/O	Centro	7	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
435358	79, 46	N/O	Sul	14	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim

436894	79, 73	N/O	Sul	15	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
438490	79, 45	N/S	Sul	15	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
440037	79, 73	N/S	Sul	16	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
444754	79, 45	N/O	Sul	15	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
446324	79, 73	N/O	Sul	16	1	Sim	3	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
447886	79, 45	N/S	Sul	16	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
453000	120, 00	N/L	Leste	10	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
453000	120, 00	N/O	Centro	13	2	Sim	4	2	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
453000	120, 00	N/O	Centro	7	1	Sim	3	2	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
450000	114, 00	N/L	Sul	4	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
453409	79, 73	S/L	Sul	11	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
454151	79, 46	N/O	Sul	16	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
460000	88, 00	N/O	Centro	1	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
462790	79, 73	S/L	Sul	12	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
470000	112, 00	N/O	Leste	13	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
472171	79, 32	S/L	Sul	13	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
474517	79, 19	S/L	Sul	14	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
475000	112, 00	S/O	Leste	9	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
475000	112, 00	S/O	Leste	10	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
475000	112, 00	N/O	Leste	11	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
478000	102, 25	N/O	Centro	8	1	Sim	3	3	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
480000	112, 00	S/O	Leste	5	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
480000	128, 00	S/L	Centro	6	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
480000	106, 00	N/L	Centro	12	2	Sim	3	3	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
480000	102, 25	N/O	Centro	17	1	Sim	3	3	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
481552	79, 32	S/L	Sul	14	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim

485000	77,00	N/L	Sul	5	1	Sim	2	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
485000	102,25	S/L	Leste	6	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
485000	112,00	S/O	Leste	12	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
490933	79,32	S/L	Sul	15	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
493248	79,19	S/L	Sul	16	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
495000	110,00	S/L	Centro	8	1	Sim	3	3	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
500000	151,01	N/L	Sul	7	1	Sim	3	3	1	1	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
500314	79,73	N/S	Sul	15	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
500314	79,32	S/L	Sul	16	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
509695	79,32	N/S	Sul	16	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
525000	110,00	N/L	Centro	10	2	Sim	3	3	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	regular	Sim	Sim
540000	105,00	S/O	Centro	0	2	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
546000	102,25	N/L	Centro	10	1	Sim	3	3	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
546000	102,25	N/L	Centro	11	1	Sim	3	3	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
550000	72,00	N/L	Sul	16	1	Sim	2	2	1	1	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
550000	180,00	N/O	Leste	10	1	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	regular	Sim	Sim
560000	126,00	N/L	Sul	8	1	Sim	3	1	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
610000	104,00	N/L	Centro	3	2	Sim	3	3	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	regular	Sim	Sim
615000	140,00	N/O	Centro	7	1	Sim	3	3	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
620000	110,00	S/L	Centro	5	1	Sim	3	4	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
640000	145,00	S/O	Centro	10	1	Sim	4	3	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
650000	127,00	N/L	Centro	7	2	Sim	3	2	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
650000	110,00	N/O	Centro	10	1	Sim	3	5	2	3	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
651100	98,00	S/O	Centro	6	2	Sim	3	3	1	3	Não	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim
660000	166,00	N/L	Centro	10	2	Sim	4	5	2	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
737600	123,00	S/O	Centro	0	1	Sim	3	2	1	3	Sim	Sim	Sim	Sim	ótima/novo	Sim	Sim

750000	130,00	N/L	Sul	9	1	Sim	3	3	1	2	Não	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
750000	165,00	S/O	Centro	9	1	Sim	4	2	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
750000	130,00	N/L	Sul	10	2	Sim	3	4	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
750000	130,00	N/L	Sul	10	2	Sim	3	4	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim
850000	176,80	S/O	Centro	1	2	Sim	4	4	1	2	Sim	Sim	Sim	Sim	boa	Sim	Sim

APÊNDICE B – Scores

<i>valor</i>	<i>PC1</i>	<i>PC2</i>	<i>PC3</i>	<i>PC4</i>	<i>PC5</i>
115000	16.543	-21.4909	3.4322	-3.1499	1.8042
115180	18.5832	-22.2297	2.3232	-3.5691	0.4509
127000	16.0063	-18.8236	2.5037	-2.692	1.1555
127900	16.4227	-19.3587	1.7923	-2.6892	0.8536
127900	17.3184	-18.9769	4.099	-1.7698	0.678
128000	18.6079	-20.5888	4.4815	-2.2337	0.3574
130000	15.7238	-20.6695	3.5908	-2.6399	1.6119
130000	20.2532	-25.4248	5.162	-3.4359	2.1085
135000	16.21	-21.6009	1.8346	-4.1297	2.5245
135000	16.6752	-23.4844	3.3402	-2.7337	3.3276
140000	16.5274	-21.9518	3.7612	-1.5779	1.2859
143000	18.7355	-25.3891	4.3561	-2.704	1.6983
142000	16.3033	-18.5147	4.1572	0.0202	1.9867
145000	15.2564	-20.8666	4.7537	-1.6941	1.1616
145000	18.3902	-22.3372	4.2295	-2.7284	0.7417
145000	16.5445	-20.3908	3.7606	-1.6942	2.3355
146400	16.6618	-19.5348	1.9028	-2.0718	0.4768
150000	16.6898	-21.9182	2.5677	-2.605	0.4248
150000	15.2293	-21.9183	3.5639	-1.8199	0.4573
150000	19.6777	-26.9725	7.1804	-2.3373	2.3311
152000	17.2386	-23.7356	2.4525	-4.0533	2.5038
152000	17.4135	-26.0232	3.6647	-3.7972	1.3675
153000	18.8707	-23.9831	7.5592	-2.2319	3.5901
155000	17.6992	-21.4787	2.2271	-2.7155	0.3574
155000	17.1721	-20.1817	5.1987	-0.7469	1.9962
155000	17.7824	-21.1599	4.3036	-1.4783	2.5251
156741	20.4572	-22.5184	5.8722	-1.6125	0.2984
156741	19.1431	-23.0396	2.6068	-3.1635	0.7003
157000	18.0995	-23.4903	5.3547	-0.9597	2.2548
160000	16.5642	-21.5152	5.3948	-1.5028	0.6535
160000	21.9969	-25.2089	6.4896	-4.1192	1.6136
161000	17.3366	-23.2804	4.859	-1.9271	2.7521
161300	22.7601	-26.4346	6.6645	-4.4809	1.7247
162000	17.8623	-26.1747	3.6942	-5.255	1.9005
164000	20.1072	-30.3571	4.0234	-4.7861	2.2066
165000	17.9627	-20.7826	4.4875	-0.686	1.6316

165000	21.9969	−25.2089	6.4896	−4.1192	1.6136
166000	18.2497	−24.9518	3.2427	−2.9733	1.6224
166700	20.9668	−26.1088	5.958	−4.8766	2.4091
168000	17.5621	−22.025	3.9938	−2.1764	2.4835
168000	22.0289	−25.4479	5.801	−2.7722	0.6705
170000	21.6105	−25.5873	4.8423	−3.4037	0.8967
170000	21.1601	−25.4878	4.5721	−5.3824	2.066
171000	21.4604	−25.5542	4.7522	−4.0633	1.2865
173000	24.3601	−32.4918	7.2037	−4.7649	1.1939
174000	16.1798	−23.7224	3.3727	−3.5155	0.7535
175000	20.5782	−27.3463	5.8386	−3.0863	3.5936
177000	20.7622	−29.7925	4.7795	−5.1941	4.4092
180000	24.3324	−28.5436	7.1361	−3.7645	1.1302
182000	21.5365	−27.2887	2.7239	−4.7125	1.192
182000	22.4002	−26.668	5.7192	−5.1402	1.9593
183000	22.4814	−28.9998	6.8442	−3.8019	3.8448
185000	21.6017	−24.7527	5.9568	−4.3668	1.2113
187000	24.3403	−31.6586	6.0678	−4.7538	3.1793
188000	22.2965	−26.0958	6.1268	−4.6761	1.8007
190000	21.1906	−29.3593	5.3806	−5.9835	5.061
190000	25.7405	−36.8361	6.7321	−6.7265	4.6375
195000	27.4523	−32.702	12.9362	−2.2873	2.3456
195000	19.6002	−25.2281	2.6445	−4.7291	1.1657
200000	26.9099	−37.3318	8.239	−6.3468	3.5651
200000	18.3717	−26.1713	4.3537	−3.6202	1.0079
200000	25.9497	−36.7664	7.2115	−6.4107	4.5244
200000	22.6401	−28.0559	5.9173	−4.0317	2.874
210000	27.3942	−38.4232	8.0674	−6.8209	3.9681
210000	21.3424	−24.6813	5.5656	−2.3472	0.9679
210000	22.3463	−28.5861	4.7158	−4.6986	1.7112
210000	24.0407	−31.4322	4.1848	−4.0316	3.2136
215000	27.2516	−36.8031	9.6627	−5.2607	3.3931
220000	28.4196	−40.5664	8.4644	−6.3722	3.6591
220000	20.4024	−30.0793	3.3101	−4.0932	2.655
220000	25.1293	−29.9146	12.3431	−0.1654	1.7631
220000	20.8212	−25.2589	3.7761	−3.0291	1.0546
220000	20.9992	−27.8996	2.6	−5.0563	1.5895
220000	25.0235	−30.6767	8.0779	−4.9628	3.4698
225000	22.5567	−27.3084	6.3852	−2.8466	2.3067
227930	23.4077	−29.2967	3.9274	−4.3343	1.3937
230000	20.8499	−27.2	5.7924	−3.7003	2.5447

230000	33.1551	-46.3773	11.2769	-6.5236	2.2228
230000	21.0176	-25.1688	4.2525	-2.7073	0.9396
235000	26.2686	-33.0612	7.2915	-3.8747	2.4351
240000	25.0824	-32.513	5.1505	-6.4936	2.1947
240000	24.8602	-30.4042	7.7203	-3.839	2.7664
245000	30.2672	-45.6396	7.6727	-9.204	4.2404
250000	34.7338	-46.6195	9.6007	-7.7933	3.0636
260000	23.1711	-28.841	6.5174	-2.5153	2.5677
260000	36.0049	-48.2752	10.2701	-9.4273	3.7845
265000	31.3553	-44.8486	10.128	-7.3695	3.045
275000	20.4453	-23.6883	5.4859	-2.1743	0.6752
280000	26.2266	-35.4497	7.8625	-3.1132	2.3555
280000	33.1865	-46.2707	6.9953	-10.5646	4.5151
285000	25.141	-30.8583	8.2092	-5.3106	2.3479
290000	23.4831	-27.0845	8.6102	-1.862	2.0444
295000	30.1715	-36.7757	11.3636	-5.3308	3.2922
300000	25.3279	-34.6528	4.23	-7.4838	3.6317
300000	26.5462	-32.8741	7.7758	-3.6113	1.8436
301600	23.9303	-29.5326	4.8543	-4.4828	1.5942
304500	24.3922	-30.632	5.9879	-3.8354	1.9608
310000	25.364	-32.6084	6.0993	-5.7572	2.9254
310000	23.8782	-31.5201	4.5286	-6.5734	2.2803
312500	26.3194	-31.3033	9.3383	-3.3056	2.0597
325000	25.2484	-29.2939	8.5843	-2.4589	2.5145
327439	23.8249	-26.4907	9.1202	-1.3099	1.7127
330000	28.0061	-36.5455	6.6319	-5.8268	3.3942
330000	32.8435	-43.7385	7.1194	-6.6722	2.4901
330000	23.0736	-27.3022	6.4708	-1.9819	1.6413
335236	24.034	-26.421	9.5996	-0.9941	1.5996
343032	24.2458	-26.3554	10.0795	-0.6795	1.4869
350000	26.0913	-33.3412	6.311	-5.3912	2.1312
350000	34.16	-45.757	8.9226	-9.4062	3.1059
350000	38.5773	-49.2294	14.2042	-8.061	3.2133
350792	26.9636	-32.036	9.4413	-4.0224	2.8155
350828	24.4524	-26.2816	10.5583	-0.3625	1.3734
358624	24.6616	-26.2118	11.0377	-0.0467	1.2604
360000	24.4741	-31.3934	7.3923	-3.8716	3.0061
360000	32.8523	-42.083	9.4015	-5.518	3.1275
363822	24.5435	-26.4176	10.2591	0.6408	0.707
364602	27.0348	-32.1504	9.4576	-4.0561	2.8259

366420	24.8708	-26.1421	11.517	0.2691	1.1473
371618	24.7527	-26.3479	10.7384	0.9566	0.5939
374032	27.244	-32.0807	9.937	-3.7404	2.7128
375235	26.1528	-32.1589	7.9056	-5.6136	3.5397
379414	24.9618	-26.2782	11.2178	1.2724	0.4809
380000	22.7292	-22.8326	10.1312	0.3941	-0.3423
380000	34.2891	-44.2073	9.9046	-6.1111	3.2935
389747	27.276	-32.3196	9.2484	-2.3933	1.7697
392891	27.6623	-31.9412	10.8957	-3.1088	2.4866
394641	27.6231	-32.0658	10.1908	-1.728	1.5332
396471	26.6882	-31.9995	8.9468	-4.3068	2.919
397773	28.0095	-31.6874	11.8381	-2.4435	2.2501
399177	27.4852	-32.2499	9.7278	-2.0775	1.6566
400000	39.1589	-54.3135	10.1235	-11.3433	3.6593
400000	32.8526	-45.0168	7.7958	-9.135	4.8137
402050	27.3298	-32.9401	8.3347	-2.7023	2.7177
405000	33.2925	-44.156	8.7794	-8.2645	2.5681
407169	27.9949	-31.3669	12.1773	-1.9419	2.0133
408606	27.6944	-32.1802	10.2071	-1.7617	1.5436
410000	30.3151	-39.7019	8.0599	-6.8351	3.784
411749	28.0807	-31.8018	11.8544	-2.4772	2.2605
418036	27.9036	-32.1104	10.6865	-1.4459	1.4305
420000	42.7052	-58.3806	11.3604	-11.0326	4.0353
420000	32.5728	-42.3183	9.3595	-6.6219	3.1608
421179	28.2899	-31.732	12.3338	-2.1614	2.1474
425000	32.4335	-41.615	10.2676	-6.6009	3.3721
427465	28.1127	-32.0407	11.1659	-1.1302	1.3174
428180	30.3377	-40.8745	6.8851	-7.3385	3.134
430000	27.3455	-34.168	8.2791	-5.0365	2.6395
430000	34.4781	-46.0172	9.1622	-7.7846	3.141
430000	27.882	-33.8227	10.0165	-5.0925	2.9667
430000	33.5821	-45.4268	9.0242	-9.1014	4.578
430000	33.2563	-40.7232	14.7137	-4.6871	3.5456
430608	28.4991	-31.6623	12.8131	-1.8456	2.0343
432000	31.4649	-42.1933	6.8441	-7.1431	3.4374
435000	35.4465	-46.3981	10.5673	-8.0404	2.4509
435000	32.4747	-42.4666	9.4099	-7.7579	3.0621
435358	28.2833	-32.1291	11.1168	-0.7759	1.5587
436894	28.3219	-31.971	11.6452	-0.8144	1.2043
438490	28.6671	-31.7466	12.7635	-1.4902	2.2753
440037	28.7082	-31.5926	13.2925	-1.5299	1.9212

444754	28.49	-32.0553	11.5956	-0.459	1.4453
446324	28.5311	-31.9013	12.1246	-0.4986	1.0912
447886	28.8763	-31.6769	13.2429	-1.1744	2.1622
453000	37.4817	-49.6664	11.0338	-9.0048	2.747
453000	38.4733	-50.0126	12.3226	-6.6937	3.2224
453000	36.6501	-49.7066	9.6664	-9.1015	3.3422
450000	34.9818	-47.7288	8.7566	-9.4399	3.9341
453409	27.9607	-32.037	11.2517	-3.1309	3.0147
454151	28.7017	-31.9897	12.0755	-0.1444	1.3326
460000	27.3565	-36.8292	4.8534	-6.4646	3.1826
462790	28.1698	-31.9673	11.731	-2.8151	2.9016
470000	36.015	-46.2918	11.6161	-6.7493	1.835
472171	28.2747	-31.7301	12.1865	-2.4499	2.7733
474517	28.4508	-31.6072	12.6583	-2.1184	2.6554
475000	35.2963	-46.3649	10.4773	-8.6999	2.8406
475000	35.5055	-46.2952	10.9566	-8.3841	2.7276
475000	35.5966	-46.4312	10.6574	-7.3808	2.0611
478000	32.8686	-42.9035	9.0919	-6.463	2.6562
480000	34.4596	-46.6438	8.5598	-9.9631	3.293
480000	38.9982	-52.9527	11.2251	-11.8954	4.6907
480000	34.8236	-44.3286	11.2905	-5.6185	2.8031
480000	34.7513	-42.276	13.4062	-3.621	1.6384
481552	28.4839	-31.6603	12.6659	-2.1341	2.6602
485000	25.3708	-31.7504	6.8531	-3.6652	2.8415
485000	32.3064	-42.385	9.2494	-9.1595	3.3724
485000	35.9239	-46.1557	11.9154	-7.7526	2.5014
490933	28.6931	-31.5906	13.1452	-1.8183	2.5471
493248	28.8692	-31.4678	13.617	-1.4869	2.4292
495000	35.0765	-45.6581	11.101	-8.7723	4.0497
500000	45.025	-62.6399	12.3525	-12.9539	4.9645
500314	28.7383	-31.861	12.7798	-1.524	2.2856
500314	28.9023	-31.5209	13.6246	-1.5025	2.434
509695	28.8432	-31.6238	13.2353	-1.1588	2.1574
525000	35.0468	-46.0337	10.472	-6.5656	3.4752
540000	31.6955	-43.9133	5.8171	-9.14	4.6619
546000	33.346	-42.6611	10.44	-6.1752	2.7067
546000	33.5552	-42.5914	10.9193	-5.8594	2.5936
550000	26.1604	-28.742	11.8679	0.0895	1.1611
550000	52.2646	-74.0925	14.002	-15.2667	5.4073
560000	38.4022	-51.4911	11.2738	-8.6717	4.6066
610000	32.1928	-44.4915	6.8045	-8.4053	3.9499

615000	42.1267	−57.9747	10.7757	−10.977	4.2613
620000	34.7348	−46.1868	9.6773	−9.8584	4.2217
640000	44.5049	−60.2742	13.4619	−11.8581	4.6892
650000	38.6977	−52.5161	10.0659	−9.2377	4.4078
650000	36.1531	−46.9708	10.1722	−6.4154	2.5375
651100	31.9343	−40.8009	8.3213	−6.0327	3.6054
660000	50.5487	−70.0733	13.6731	−13.64	4.9427
737600	36.7851	−51.2595	7.253	−11.5321	5.0978
750000	40.2008	−53.6946	12.0151	−9.1156	4.307
750000	49.098	−68.1953	14.1342	−14.4461	5.7097
750000	40.9377	−54.6403	12.2199	−8.9138	4.1155
750000	40.9377	−54.6403	12.2199	−8.9138	4.1155
850000	51.1035	−74.4879	10.6893	−18.2951	6.9003